

This Page Is Inserted by IFW Operations
and is not a part of the Official Record

BEST AVAILABLE IMAGES

Defective images within this document are accurate representations of the original documents submitted by the applicant.

Defects in the images may include (but are not limited to):

- BLACK BORDERS
- TEXT CUT OFF AT TOP, BOTTOM OR SIDES
- FADED TEXT
- ILLEGIBLE TEXT
- SKEWED/SLANTED IMAGES
- COLORED PHOTOS
- BLACK OR VERY BLACK AND WHITE DARK PHOTOS
- GRAY SCALE DOCUMENTS

IMAGES ARE BEST AVAILABLE COPY.

**As rescanning documents *will not* correct images,
please do not report the images to the
Image Problems Mailbox.**

IN THE UNITED STATES PATENT AND TRADEMARK OFFICE

In re Patent Application of:)
)
Yoshinori YAGINUMA)
) Group Art Unit: Unassigned
Serial No.: To be assigned)
) Examiner: Unassigned
Filed: March 26, 2001)
)
For: PREDICTION ANALYSIS)
APPARATUS AND PROGRAM)
STORAGE MEDIUM)
THEREFOR)

JC929 U.S. PTO
09/817257
03/27/01

SUBMISSION OF CERTIFIED COPY OF PRIOR FOREIGN
APPLICATION IN ACCORDANCE
WITH THE REQUIREMENTS OF 37 C.F.R. §1.55

Assistant Commissioner for Patents
Washington, D.C. 20231

Sir:

In accordance with the provisions of 37 C.F.R. §1.55, the applicant submits herewith a certified copy of the following foreign application:

Japanese Patent Application No. 2000-325213
Filed: October 25, 2000.

It is respectfully requested that the applicant be given the benefit of the foreign filing date as evidenced by the certified papers attached hereto, in accordance with the requirements of 35 U.S.C. §119.

Respectfully submitted,

STAAS & HALSEY LLP

Date: March 26, 2001

By:

James D. Halsey, Jr.
Registration No. 22,729

700 Eleventh Street, N.W.
Suite 500
Washington, D.C. 20001
(202) 434-1500

PATENT OFFICE
JAPANESE GOVERNMENT

JC929 U.S. PRO
09/817257
03/27/01

This is to certify that the annexed is a true copy of the following application as filed with this Office.

Date of Application: October 25, 2000

Application Number: Patent Application
No. 2000-325213

Applicant(s): FUJITSU LIMITED

January 19, 2001

Commissioner,
Patent Office Kozo Oikawa

Certificate No. 2000-3113679

日 本 国 特 許 庁
PATENT OFFICE
JAPANESE GOVERNMENT

JC929 U.S. PTO
09/817257
03/27/01

別紙添付の書類に記載されている事項は下記の出願書類に記載されている事項と同一であることを証明する。

This is to certify that the annexed is a true copy of the following application as filed with this Office.

出 願 年 月 日

Date of Application:

2000年10月25日

出 願 番 号

Application Number:

特願2000-325213

出 願 人

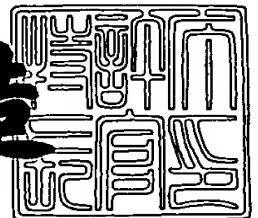
Applicant (s):

富士通株式会社

2001年 1月19日

特許庁長官
Commissioner,
Patent Office

及 川 耕 造



出証番号 出証特2000-3113679

【書類名】 特許願

【整理番号】 0051563

【提出日】 平成12年10月25日

【あて先】 特許庁長官殿

【国際特許分類】 G06F 9/44

【発明の名称】 予測分析装置とその装置の実現に用いられるプログラム
記録媒体

【請求項の数】 9

【発明者】

【住所又は居所】 神奈川県川崎市中原区上小田中4丁目1番1号 富士通
株式会社内

【氏名】 柳沼 義典

【特許出願人】

【識別番号】 000005223

【氏名又は名称】 富士通株式会社

【代理人】

【識別番号】 100095072

【弁理士】

【氏名又は名称】 岡田 光由

【電話番号】 03-3807-1818

【選任した代理人】

【識別番号】 100074848

【弁理士】

【氏名又は名称】 森田 寛

【手数料の表示】

【予納台帳番号】 012944

【納付金額】 21,000円

【提出物件の目録】

【物件名】 明細書 1

【物件名】 図面 1

【物件名】 要約書 1

【包括委任状番号】 9707817

【プルーフの要否】 要

【書類名】 明細書

【発明の名称】 予測分析装置とその装置の実現に用いられるプログラム記録媒体

【特許請求の範囲】

【請求項 1】 属性値とそれに対応付けられる結果値との対応関係を記述する既知データを利用して、未知データの持つ属性値に対応付けられる結果値を予測する予測部と、

上記予測部の予測結果を希望する予測値へと変化させるために、未知データの持つ属性値をどのように変更すればよいのかについて示す分析情報を得て、それを提示する分析部とを備えることを、

特徴とする予測分析装置。

【請求項 2】 請求項 1 に記載される予測分析装置において、

上記分析部は、上記分析情報として、希望予測値を結果値として持つとともに、未知データの持つ属性値に類似する属性値を持つ 1 つ又は複数の既知データを特定するように処理することを、

特徴とする予測分析装置。

【請求項 3】 請求項 1 に記載される予測分析装置において、

上記分析部は、上記分析情報として、希望予測値が実現されることになる未知データの持つ属性値、あるいは、該属性値への変更量を算出するように処理することを、

特徴とする予測分析装置。

【請求項 4】 請求項 3 に記載される予測分析装置において、

上記分析部は、既知データにより構築される結果値を算出するためのデータ変換機能を使い、該データ変換機能を変更させることなく、未知データの結果値と希望予測値との誤差を逆伝搬させる形で学習を行うことで、希望予測値が実現されることになる未知データの持つ属性値、あるいは、該属性値への変更量を算出するように処理することを、

特徴とする予測分析装置。

【請求項 5】 請求項 1 に記載される予測分析装置において、

上記分析部は、上記分析情報として、希望予測値を結果値として持つとともに、希望予測値が実現されることになる未知データの予測ルートと同一予測ルートに従う1つ又は複数の既知データを特定するように処理することを、

特徴とする予測分析装置。

【請求項6】 請求項5に記載される予測分析装置において、

上記分析部は、既知データにより構築される結果値を導出するためのアルゴリズムを使い、未知データが希望予測値を結果値として持つことになるようにと該アルゴリズムを変更しつつ、上記同一予測ルートに従う既知データを特定するように処理することを、

特徴とする予測分析装置。

【請求項7】 請求項1ないし6のいずれか1項に記載される予測分析装置において、

上記分析部は、上記分析情報を得るにあたって、分析対象となる属性を設定して、その設定した分析対象属性の属性値を使って、上記分析情報を得るように処理することを、

特徴とする予測分析装置。

【請求項8】 請求項1ないし7のいずれか1項に記載される予測分析装置において、

上記分析部は、上記分析情報を得るにあたって、属性値の探索範囲を設定して、その設定した探索範囲に入ることを条件にしつつ、上記分析情報を得るように処理することを、

特徴とする予測分析装置。

【請求項9】 請求項1ないし8のいずれか1項に記載される予測分析装置の実現に用いられるプログラムを記録したプログラム記録媒体であって、

属性値とそれに対応付けられる結果値との対応関係を記述する既知データを利用して、未知データの持つ属性値に対応付けられる結果値を予測する処理と、

上記予測結果を希望する予測値へと変化させるために、未知データの持つ属性値をどのように変更すればよいのかについて示す分析情報を得て、それを提示する処理とをコンピュータに実行させるプログラムを記録したことを、

特徴とするプログラム記録媒体。

【発明の詳細な説明】

【0001】

【発明の属する技術分野】

本発明は、過去に蓄積された既知データを用いて未知データの予測を行うときにあって、予測結果を希望する結果へと変更するためには、どうしたら良いのかということについて提示する機能を実現する予測分析装置と、その予測分析装置の実現に用いられるプログラムを記録したプログラム記録媒体とに関する。

【0002】

近年、コンピュータやインターネットの発達により、遠隔地も含めての様々かつ大量な情報を容易に入手可能となった。また、記憶装置の高密度化、低価格化により、それらの得られた情報の蓄積も容易となった。

【0003】

例えば、流通業におけるPOS(Point of Sale)システムでは、全国各地の小売店の売り上げ内容を本社コンピュータなどに集めることが可能であり、時間と販売された商品の関係として刻々と蓄積されている。この他にも、製造業における各種製造装置の条件と製造された製品の歩留りデータや、金融業における個人のクレジットカード使用状況や、保険業における保険使用者の個人データと使用状況の情報など、大量の情報が蓄積されている分野は多岐にわたる。

【0004】

これらの大量の蓄積データに内在する因果関係や規則と言った価値ある情報を、自動的かつ効率的に抽出し、ビジネスに役立たせたいという要望が高まっている。

【0005】

【従来の技術】

以前より、蓄積された既知データを利用して、統計的处理やAI、ニューラルネットワーク等を用いて、未知データの結果を予測することは行われてきた。

【0006】

しかし、実応用の場面では、単純に未知データの予測をするだけでなく、予測

結果を元に次に何をすべきかを指示してくれることが望まれている。

【 0 0 0 7 】

例えば、製造業の場合、各種製造装置の条件データから製造された製品が不良と予測された場合、製造条件をどのように変更すれば、製造される製品が良へと変化するのかを調べるのが重要である。また、保険業における保険使用者と使用状況の情報とからリスクを調べる問題でも、例えば「危険」と予測された人に対して、その人の状況に最も近く、かつ「安全」と予測されるような条件を求めることは、重要なことである。

【 0 0 0 8 】

しかるに、従来の予測装置では、このような情報を提供しておらず、感度分析による属性の結果に対する敏感さを測定する程度にとどまっていた。

【 0 0 0 9 】

【発明が解決しようとする課題】

このように、従来の予測装置では、予測結果を希望する予測値へと変更するために、どのように、そして、どのくらい未知データを変更すればよいのかについて記述する情報を提供していない。

【 0 0 1 0 】

これから、従来技術に従っていると、ユーザは、未知データについての予測結果が得られたときに、その予測結果が希望するものでない場合に、その予測結果を希望する予測値へと変更するには、どのようにしたらよいのかについて知ることができないという問題点がある。

【 0 0 1 1 】

本発明はかかる事情に鑑みてなされたものであって、過去に蓄積された既知データを用いて未知データの予測を行うときにあって、予測結果を希望する結果へと変更するためには、どうしたら良いのかということについて提示する機能を実現する新たな予測分析装置の提供と、その予測分析装置の実現に用いられるプログラムを記録した新たなプログラム記録媒体の提供とを目的とする。

【 0 0 1 2 】

【課題を解決するための手段】

図 1 に本発明の概要構成を図示する。

【 0 0 1 3 】

図中、1 は本発明を具備する予測分析装置であって、過去に蓄積された既知データを用いて未知データの予測を行うときにあって、予測結果を希望する結果へと変更するためには、どうしたら良いのかということについて提示する処理を行うものである。

【 0 0 1 4 】

本発明の予測分析装置 1 は、この処理を実現するために、既知データ記憶部 1 0 と、予測機能生成部 1 1 と、予測部 1 2 と、分析部 1 3 とを備える。

【 0 0 1 5 】

この既知データ記憶部 1 0 は、属性値とそれに対応付けられる結果値との対応関係を記述する既知データを記憶する。

【 0 0 1 6 】

予測機能生成部 1 1 は、既知データ記憶部 1 0 に記憶される既知データを使って、図 2 に示すような決定木（各ノードの条件分岐を辿ることで未知データの結果値を予測する）や、図 3 に示すようなルール（各ルールに照合することで未知データの結果値を予測する）や、「 $Y = \sum A_i \times X_i$ （ X_i ：属性値， A_i ：係数， Y ：結果値）」で表されるような計算式や、MBR (Memory-Based Reasoning) や、ニューラルネットワークなどで構築される予測機能を生成する。

【 0 0 1 7 】

予測部 1 2 は、予測機能生成部 1 1 の生成する予測機能により構成されるものであり、未知データの持つ属性値に対応付けられる結果値を予測する。

【 0 0 1 8 】

分析部 1 3 は、予測部 1 2 の予測結果を希望する予測値へと変化させるために、未知データの持つ属性値をどのように変更すればよいのかについて示す分析情報を得て、それを提示する。

【 0 0 1 9 】

この分析部 1 3 は、重要な属性を使って有効な分析情報を得るようにしたり、変更不可能な属性を分析対象から外すことで現実問題への適用範囲を広げるよう

にするために、対話処理に従って分析対象となる属性を設定したり、既知データにより算出される各属性の示す重要度（MBRにより得られる各属性が結果値に与える影響度や、構造化ニューラルネットワークの学習により得られるネットワーク重み等）に従って分析対象となる属性を自動設定する処理属性設定部14を備えることがある。

【0020】

また、この分析部13は、意味のある属性値探索範囲を使って有効な分析情報を得るようにしたり、変更不可能な属性値探索範囲を分析対象から外すことで現実問題への適用範囲を広げるようにするために、分析対象となる属性の探索範囲を設定する探索範囲設定部15を備えることがある。

【0021】

ここで、本発明の予測分析装置1の持つ機能は具体的にはプログラムで実現されるものであり、このプログラムは、計算機が読み取り可能な半導体メモリなどの適当な記録媒体に格納することができる。

【0022】

このように構成される本発明の予測分析装置1では、予測部12により未知データの予測結果が得られるときにあって、その予測結果がユーザの希望するものでない場合には、分析部13は、既知データ記憶部10に記憶される既知データの中から、ユーザの希望する予測値を結果値として持つとともに、未知データの持つ属性値に類似する属性値を持つ1つ又は複数の既知データを特定して、それを分析情報としてユーザに提示する。

【0023】

この処理を行うときに、分析部13は、各属性の示す重要度（MBRにより得られる各属性が結果値に与える影響度や、構造化ニューラルネットワークの学習により得られるネットワーク重み等）を考慮しつつ、未知データに類似する既知データを特定することがある。

【0024】

そして、複数の既知データを特定するときにあつて、それらの既知データから1つの既知データを選択するか、それらの既知データの持つ属性値の平均値や多

数決などを施すことにより1つの既知データを算出することで、提示対象となる1つの既知データを決定するように処理することがある。

【0025】

このようにして、本発明の予測分析装置1によれば、ユーザは、予測部12により未知データの予測結果が得られるときにあって、その予測結果が自分の希望するものでない場合に、自分の希望する予測値を結果値として持つとともに、未知データに類似する既知データを得ることができるようになることで、予測結果を希望する予測値へと変化させるために、未知データの持つ属性値をどのように変更すればよいのかについて知ることができるようになる。

【0026】

また、このように構成される本発明の予測分析装置1では、予測部12により未知データの予測結果が得られるときにあって、その予測結果がユーザの希望するものでない場合には、分析部13は、既知データにより構築される結果値を算出するためのデータ変換機能（ニューラルネットワークや関数等）を使い、そのデータ変換機能を変更させることなく、未知データの結果値と希望予測値との誤差を逆伝搬させる形で学習を行うことなどにより、希望予測値が実現されることになる未知データの持つ属性値（あるいは、その属性値への変更量）を算出して、それを分析情報としてユーザに提示する。

【0027】

このようにして、本発明の予測分析装置1によれば、ユーザは、予測部12により未知データの予測結果が得られるときにあって、その予測結果が自分の希望するものでない場合に、希望予測値が実現されることになる未知データの持つ属性値やその属性値への変更量を得ることができるようになることで、予測結果を希望する予測値へと変化させるために、未知データの持つ属性値をどのように変更すればよいのかについて知ることができるようになる。

【0028】

また、このように構成される本発明の予測分析装置1では、予測部12により未知データの予測結果が得られるときにあって、その予測結果がユーザの希望するものでない場合には、分析部13は、既知データにより構築される結果値を導

出するためのアルゴリズム（決定木やルール等）を使い、未知データが希望予測値を結果値として持つことになるようにとそのアルゴリズムを変更することで、希望予測値を結果値として持つとともに、希望予測値が実現されることになる未知データの予測ルートと同一予測ルートに従う 1 つ又は複数の既知データを特定して、それを分析情報としてユーザに提示する。

【0029】

この処理を行うときに、分析部 13 は、同一予測ルートの示す確信度についても出力することがある。

【0030】

そして、複数の既知データを特定するときにあって、それらの既知データから 1 つの既知データを選択するか、それらの既知データの持つ属性値の平均値や多数決などを施すことにより 1 つの既知データを算出することで、提示対象となる 1 つの既知データを決定するように処理することがある。

【0031】

このようにして、本発明の予測分析装置 1 によれば、ユーザは、予測部 12 により未知データの予測結果が得られるときにあって、その予測結果が自分の希望するものでない場合に、希望予測値を結果値として持つとともに、希望予測値が実現されることになる未知データの予測ルートと同一予測ルートに従う既知データを得ることができるようになることで、予測結果を希望する予測値へと変化させるために、未知データの持つ属性値をどのように変更すればよいのかについて知ることができるようになる。

【0032】

以上説明したように、本発明によれば、ユーザは、未知データの予測結果が得られるときにあって、その予測結果が自分の希望するものでない場合に、予測結果を希望する予測値へと変化させるために、未知データの持つ属性値をどのように変更すればよいのかについて知ることができるようになる。

【0033】

【発明の実施の形態】

以下、実施の形態に従って本発明を詳細に説明する。

【 0 0 3 4 】

図 4 に、本発明の予測分析装置 1 の一実施形態例を図示する。

【 0 0 3 5 】

この図に示すように、本発明の予測分析装置 1 は、端末 2 と、既知データ・データベース 1 0 0 と、予測機能生成機構 2 0 0 と、ソフトウェアやハードウェアで構成される予測機構 3 0 0 と、本発明に特徴的な処理を行う分析プログラム 4 0 0 とを備える。

【 0 0 3 6 】

ここで、分析プログラム 4 0 0 や、ソフトウェアで構成される予測機構 3 0 0 は、計算機が読み取り可能な半導体メモリなどの適当な記録媒体に格納することができる。

【 0 0 3 7 】

既知データ・データベース 1 0 0 は、既知データを蓄積格納する。この既知データは、蓄積された過去の事例データであり、そのときの条件と付随した結果とが既知であるものであって、予測の根拠となるものである。

【 0 0 3 8 】

図 5 (a) に、どういう製造条件のときに良品の製品が製造され、どういう製造条件のときに不良品の製品が製造されたのかということについて記述する既知データの一例を図示する。なお、結果は「OK」／「NG」のような 2 値あるいは多値の離散的な値を示す他に、0 ～ 1 といったようなある領域の中に含まれる連続的な値を示すこともある。

【 0 0 3 9 】

本発明の予測分析装置 1 は、既知データ・データベース 1 0 0 がこのような既知データを蓄積格納するときにあって、結果値が不明である図 5 (b) に示すような未知データが端末 2 から入力されるときに、その未知データの結果値（結果フィールドの値）を予測して、それがユーザの希望するものと異なるときには、未知データの持つ属性値（条件フィールドの値）をどのように変更すればよいのかについて示す分析情報を作成して、それを端末 2 に出力する処理を行う。

【 0 0 4 0 】

予測機構300は、この未知データの結果値を予測する処理を実行するものであって、予測機能生成機構200により構築され、例えば、図2に示したような決定木や、図3に示したようなルールや、「 $Y = \sum A_i \times X_i$ (X_i : 属性値, A_i : 係数, Y : 結果値)」で表されるような計算式や、MBR (Memory-Based Reasoning) や、ニューラルネットワークなどで実現される。

【0041】

この予測機構300を実現するMBRについて説明するならば、MBRでは、図6に示すように、既知データや未知データの持つ属性が形成する多次元空間を考えるとともに、既知データを統計処理することで各属性の影響度を算出し、この影響度を考慮した形で、この多次元空間における未知データと各既知データとの間の類似度を算出する。

【0042】

そして、この類似度に従って、高い類似度の順番に従って未知データに類似する複数の既知データを抽出し、それらの既知データの結果値が示す確信度 (OKの結果値の確信度はこういう値で、NGの結果値の確信度はこういう値というように、結果値のクラス毎に定義される) を算出して、その内の最も大きい確信度を示す結果値を未知データの結果値として予測する処理を行う。

【0043】

このときに用いる影響度の算出方法や類似度の算出方法や確信度の算出方法としては、様々な方法が提案されているが、例えば、本出願人が開示した特開2000-155681号公報に記載される算出方法を用いるが可能である。

【0044】

また、この予測機構300を実現するニューラルネットワークについて説明するならば、ニューラルネットワークは、図7に示すように、入力値とそれに対応付けられる重み値との積和値を算出して、それを関数変換する基本ユニットが階層ネットワークなどのような形態で接続されることで構成されるものである。

【0045】

このように構成されるニューラルネットワークは、既知データを学習データとして、図8ないし図10に示すようなバックプロパゲーション法に従って、内部

結合に割り付けられる重み W と基本ユニットに割り付けられるしきい値 θ とが学習されることで、未知データの持つ属性値が入力されるときに、その未知データの結果値を予測する処理を行う。

【0046】

ここで、バックプロパゲーション法では、図9(c)に示すように、重みやしきい値の変更に際して、前回の変更分を慣性項として加えることで学習時に重みやしきい値が振動するのを防ぐようにすることがある。また、図10では、基本ユニットがシグモイド関数を使って関数変換する場合を具体例にして、バックプロパゲーション法を具体的に説明している。

【0047】

このバックプロパゲーション法の変形例として、図11に示すように、重みやしきい値の更新式に成長側抑制項 S を追加する形で学習を行う方法がある。この成長側抑制型のバックプロパゲーション法に従うと、大きい重みの成長が促進されるとともに、小さい重みの成長が抑制されて縮退し、これにより、図12に示すように、重要な重みを持つ内部結合のみが生き残ることで構造化されたニューラルネットワークを構築することができるようになる。

【0048】

ここで、図12に示す構造化ニューラルネットワークでは、絶対値が十分に小さい値を示す重みを持つ内部結合については表示していない。また、実線は正の値を持つ重みを表し、破線は負の値を持つ重みを表し、線の太さは重みの絶対値の大きさを表している。

【0049】

通常のバックプロパゲーション法で学習された重みは複雑に結合してしまうために、どのような法則性を学習したのかを理解することは難しい。これに対して、この成長側抑制型のバックプロパゲーション法で学習された重みは単純化されているので、どのような法則性を学習したのかを読み取ることが可能になるという特徴がある。

【0050】

図13に、分析プログラム400の実行する全体的な処理についての処理フロ

ーを図示する。

【 0 0 5 1 】

分析プログラム 4 0 0 は、起動されると、図 1 3 の処理フローに示すように、
 先ず最初に、ステップ 1 で、既知データ・データベース 1 0 0 から既知データ
 を読み出し、続くステップ 2 で、分析対象の未知データを端末 2 などから入力する

。

【 0 0 5 2 】

続いて、ステップ 3 で、その入力した未知データを予測対象として指定して、
 予測機構 3 0 0 を呼び出すことで、その未知データの結果値を予測し、その予測
 結果を端末 2 に提示する。

【 0 0 5 3 】

すなわち、予測機構 3 0 0 が図 2 に示したような決定木で構築されている場合
 には、未知データの持つ属性値に従って、決定木の持つ各ノードの条件分岐を辿
 ることで、未知データの結果値を予測するのである。

【 0 0 5 4 】

また、予測機構 3 0 0 が図 3 に示したようなルールで構築されている場合には
 、未知データの持つ属性値に従って、各ルールと照合を行うことで、未知デー
 タの結果値を予測するのである。

【 0 0 5 5 】

また、予測機構 3 0 0 が「 $Y = \sum A_i \times X_i$ (X_i : 属性値, A_i : 係数, Y
 : 結果値) 」といったような計算機式で構築されている場合には、未知データの
 持つ属性値をその計算機式に代入することで、未知データの結果値を予測するの
 である。

【 0 0 5 6 】

また、予測機構 3 0 0 が図 6 で説明したような M B R で構築されている場合に
 は、各属性の影響度を考慮した形で未知データと各既知データとの間の類似度を
 算出することで、未知データに類似する複数の既知データを抽出して、それらの
 既知データの結果値が示す確信度の内の最も大きいものを特定することで、未知
 データの結果値を予測するのである。

【 0 0 5 7 】

また、予測機構 3 0 0 が図 7 や図 1 2 に示したニューラルネットワークで構築されている場合には、未知データの持つ属性値をニューラルネットワークに入力させて、その入力に応答して出力される出力値を特定することで、未知データの結果値を予測するのである。

【 0 0 5 8 】

このようにして、ステップ 3 で、未知データの結果値を予測して、それを端末 2 に表示すると、続いて、ステップ 4 で、その表示に応答して、ユーザからその予測値を変えて分析したいのか否かの要求が発行されたのか否かを判断して、発行されない場合には、そのまま処理を終了し、発行された場合には、ステップ 5 に進んで、ユーザの希望する予測値を入力する。

【 0 0 5 9 】

例えば、結果値が「OK」か「NG」を示す場合にあって、「NG」という予測結果を提示するときに、ユーザがその予測結果を「OK」にするにはどうしたらよいのかを知りたい場合には「OK」を入力してくるので、その「OK」を入力するのである。

【 0 0 6 0 】

続いて、ステップ 6 で、ユーザから変更属性の設定指示があるのか否かを判断して、変更属性の設定指示があることを判断するときには、ステップ 7 に進んで、変更対象（処理対象）となる属性と、変更対象（処理対象）とならない属性とを設定し、変更属性の設定指示がないことを判断するときには、全ての属性を一律に変更対象（処理対象）として扱うようにするために、このステップ 7 の処理を省略する。

【 0 0 6 1 】

分析プログラム 4 0 0 は、後述するように、未知データの結果値をユーザの希望する予測値に変更するために必要となる属性値の変更量を算出したり、その希望する予測値を持つ未知データに類似する既知データを検索することにより、ユーザに対して、未知データの持つ属性値をどのように変更すればよいのかについて示唆する処理を行う。

【 0 0 6 2 】

この処理の実行にあたって、分析プログラム 4 0 0 は、ユーザから変更属性の設定指示がある属性のみを変更対象（処理対象）として扱うことで、現実的に変更不可能な属性を計算対象から外したり、重要度の低い属性を処理対象から外すことで、現実問題への適用範囲を広げるように処理している。これから、このステップ 7 で、変更対象（処理対象）となる属性を設定するのである。

【 0 0 6 3 】

この設定処理では、図 1 4（a）に示すように、「温度 1」という属性は変更対象（処理対象）として扱い、「温度 2」という属性は変更対象（処理対象）として扱わないというような設定を行うことになるが、この設定処理は、ユーザとの対話により行う他に、MBR や構造化ニューラルネットワークを用いて対話に依らずに自動的に行うことが可能である。

【 0 0 6 4 】

すなわち、MBR を用いて自動設定する場合には、MBR で求められる各属性の影響度（既知データを統計処理することで算出され、予測対象に対してどのくらい影響を与えるのかを示す）を使い、例えば、最大影響度の 1 0 0 分の 1 以下の影響度を持つ属性については、予測に寄与しないことから変更対象（処理対象）としないように設定することで行う。

【 0 0 6 5 】

なお、この影響度を算出する統計手法には、PCF (Per-Category Feature importance) 手法や、CCF (Cross-Category Feature importance) 手法や、MIC (Mutual Information Content) 手法や、ACF (Averaged Category Feature) 手法や、本出願人が開示した特開 2000-155681 号公報に記載される手法などがある。

【 0 0 6 6 】

また、図 1 2 に示したような構造化ニューラルネットワークを用いて自動設定する場合には、最前段層を形成する入力ユニット（属性に対応付けて設けられて、次段層の基本ユニットに属性値を分配するユニット）の持つ重みの絶対値の総和を算出し、例えば、最大総和値の 1 0 0 分の 1 以下の総和値を持つ入力ユニッ

トが入力する属性については、予測に寄与しないことから変更対象（処理対象）としないように設定することで行う。

【 0 0 6 7 】

このようにして、ステップ 7 で、変更属性の設定を実行すると、続いて、ステップ 8 で、ユーザから属性の探索範囲の設定指示があるのか否かを判断して、探索範囲の設定指示があることを判断するときには、ステップ 9 に進んで、探索範囲を設定し、探索範囲の設定指示がないことを判断するときには、全ての属性に対して探索範囲の制限を課さないようにするために、このステップ 9 の処理を省略する。

【 0 0 6 8 】

分析プログラム 4 0 0 は、後述するように、未知データの結果値をユーザの希望する予測値に変更するために必要となる属性値の変更量を算出したり、その希望する予測値を持つ未知データに類似する既知データを検索することにより、ユーザに対して、未知データの持つ属性値をどのように変更すればよいのかについて示唆する処理を行う。

【 0 0 6 9 】

この処理の実行にあたって、分析プログラム 4 0 0 は、ユーザから探索範囲が設定された属性については、その探索範囲に入ることを条件にして、属性を変更したり処理対象の属性として扱うことで、現実問題への適用範囲を広げるように処理している。これから、このステップ 9 で、属性の探索範囲を設定するのである。

【 0 0 7 0 】

この設定処理では、図 1 4 (b) に示すように、「温度 1」という属性の探索範囲の最大値は“20.0”で最小値は“10.0”であるというように上下限を設定したり、「温度 2」という属性は変更対象として設定されていないので探索範囲を設定しないようにしたり、属性値がカテゴリ値である場合には、それがとり得るカテゴリ値を設定したり、探索結果に対して、例えば、

$$f = \varepsilon - \sum (u_i - x_i)^2$$

ε : 最大許容値

i : 属性番号

u_i : 未知データ x_i : 既知データ

という評価式を用意して、その評価値 f が 0 以上である場合には探索を続け、0 以下の場合には探索を打ち切るという探索範囲の制限を課する場合には、この評価式を設定することなどの処理を行う。

【 0 0 7 1 】

このようにして、ステップ 9 で、属性の探索範囲の設定を実行すると、続いて、ステップ 10 で、未知データの持つ属性値をどのように変更すればユーザの希望する予測結果を得ることができるようになるのかについての予測分析を行い、続くステップ 11 で、その予測分析の分析結果を端末 2 に出力して、処理を終了する。

【 0 0 7 2 】

図 15 に、図 13 の処理フローのステップ 10 で実行する予測分析処理の一実施形態例を図示する。

【 0 0 7 3 】

分析プログラム 400 は、図 15 の処理フローに示す予測分析処理に入ると、先ず最初に、ステップ 100 で、既知データ・データベース 100 から読み出した既知データと、入力した分析対象の未知データと、予測機構 300 により得られた未知データの予測値（結果値の予測値）と、その予測値を変更する形で入力された希望予測値とを取り揃える。

【 0 0 7 4 】

続いて、ステップ 101 で、最大保存数 1 を設定して、この最大保存数 1 の数分のデータを格納するための配列 D_1 を用意し、続くステップ 102 で、変数 j に 0 をセットする。

【 0 0 7 5 】

続いて、ステップ 103 で、変数 j の値を 1 つインクリメントし、続くステップ 104 で、変数 j の値が既知データの個数 N を超えたのか否かを判断して、超えたことを判断するときには、ステップ 105 に進んで、保存している 1 個のレコード番号の指す既知データを端末 2 に出力して、処理を終了する。

【 0 0 7 6 】

このとき、それらの既知データの一覧を出力する代わりに、それらの既知データに含まれる最新の既知データを代表として出力したり、それらの既知データに規定の演算処理（数値属性の場合には平均値を算出し、カテゴリ属性の場合には多数決をとるといような演算処理）を施すことで求まる代表既知データを出力することもある。

【 0 0 7 7 】

一方、ステップ 1 0 4 で、変数 j の値が既知データの個数 N を超えていないことを判断するときには、ステップ 1 0 6 に進んで、レコード番号 j の指す既知データを参照することでその結果値を特定し、続くステップ 1 0 7 で、その特定した結果値と未知データの予測値を変更する形で入力された希望予測値とが一致するの可否かを判断する。

【 0 0 7 8 】

この判断処理により、レコード番号 j の指す既知データの結果値と希望予測値とが一致しないことを判断するときには、次の既知データを処理すべくステップ 1 0 3 に戻る。一方、一致することを判断するときには、ステップ 1 0 8 に進んで、レコード番号 j の指す既知データの持つ属性値の内に設定された探索範囲（図 1 3 の処理フローのステップ 9 で設定するもの）に入らないものがあるか否かを判断する。

【 0 0 7 9 】

この判断処理により、レコード番号 j の指す既知データの持つ属性値に探索範囲に入らないものがあることを判断するときには、次の既知データを処理すべくステップ 1 0 3 に戻る。一方、探索範囲に入らないものがないことを判断するときには、ステップ 1 0 9 に進んで、レコード番号 j の指す既知データの持つ属性値 x_i と、未知データの持つ属性値 u_i との間の距離 d を、例えば、

$$d = \left[\sum (u_i - x_i)^2 \right]^{1/2}$$

に従って算出する。

【 0 0 8 0 】

この距離 d の算出にあたって、図 1 3 の処理フローのステップ 7 で、処理対象となる属性と処理対象とならない属性とを設定するときには、処理対象とならな

い属性を排除しつつ、距離 d を算出するように処理する。また、属性が数値属性のときには、例えば、それを区画しカテゴリ値に変換することで距離 d を算出したり、本出願人が開示した特開2000-155681 号公報に記載されるように、既知データにより求められる標準偏差を分母とし、属性値の差を分子とする距離定義などを使って距離 d を算出するように処理する。

【 0 0 8 1 】

続いて、ステップ 1 1 0 で、算出した距離 d が配列 D_1 に格納されている距離 d のいずれよりも小さいのか否かを判断して、いずれよりも小さくないことを判断するとき、すなわち、算出した距離 d の方が大きいことを判断するときには、次の既知データを処理すべくステップ 1 0 3 に戻る。

【 0 0 8 2 】

一方、配列 D_1 に格納されている距離 d の内に算出した距離 d よりも大きいものがあることを判断するときには、ステップ 1 1 1 に進んで、配列 D_1 に格納されている距離 d の内の最大のものを捨てて、新たに算出した距離 d を配列 D_1 に加えるとともに、その捨てた距離 d に対応付けられる保存レコード番号を捨てて、新たに算出した距離 d に対応付けられるレコード番号 j を保存することで保存レコード番号を更新してからステップ 1 0 3 に戻る。

【 0 0 8 3 】

このようにして、分析プログラム 4 0 0 は、図 1 5 の処理フローに示す予測分析処理を実行するときには、希望予測値を結果値として持つとともに、未知データの持つ属性値に類似する属性値を持つ 1 個の既知データを特定して、それを分析結果として出力するように処理するのである。

【 0 0 8 4 】

この図 1 5 の処理フローでは、属性の重要度を考慮することなく、レコード番号 j の指す既知データの持つ属性値 x_i と、未知データの持つ属性値 u_i との間の距離 d を算出したが、図 1 6 の処理フローに示すように、MBR で求められる各属性の影響度 w_i を考慮した形の

$$d = \{ \sum w_i (u_i - x_i)^2 \}^{1/2}$$

に従って算出するようにしてもよい。ここで、この w_i として、構造化ニューラ

ルネットワークで求められる各属性のネットワーク重みを用いることも可能である。

【 0 0 8 5 】

図 1 7 に、図 1 3 の処理フローのステップ 1 0 で実行する予測分析処理の他の実施形態例を図示する。ここで、この予測分析処理では、予測機構 3 0 0 が図 2 に示したような決定木で構築されている場合を想定している。

【 0 0 8 6 】

分析プログラム 4 0 0 は、図 1 7 の処理フローに示す予測分析処理に入ると、まず最初に、ステップ 1 0 0 で、既知データ・データベース 1 0 0 から読み出した既知データと、入力した分析対象の未知データと、予測機構 3 0 0 により得られた未知データの予測値（結果値の予測値）と、その予測値を変更する形で入力された希望予測値とを取り揃える。

【 0 0 8 7 】

続いて、ステップ 1 0 1 で、未知データの予測値を得た決定木のパスを参照する。続いて、ステップ 1 0 2 で、そのパスのノードを 1 つ上へ辿れるのか否かを判断して、辿れないことを判断するときには、処理を終了し、辿れることを判断するときには、ステップ 1 0 3 に進んで、未知データの予測値を得た決定木のパスについてノードを 1 つ上へ辿る。

【 0 0 8 8 】

続いて、ステップ 1 0 4 で、その辿った先のノードが変更対象の属性（図 1 3 の処理フローのステップ 7 で設定するもの）に関する分岐規則について記述しているのか否かを判断して、変更対象の属性に関する分岐規則について記述していないことを判断するときには、更にノードを上へ 1 つ辿るべくステップ 1 0 2 に戻る。

【 0 0 8 9 】

一方、ステップ 1 0 4 で、辿った先のノードが変更対象の属性に関する分岐規則について記述していることを判断するときには、ステップ 1 0 5 に進んで、未知データが別の決定木パスを辿ることになるようにと、その分岐規則の属性記述を別のものに変更する。

【0090】

続いて、ステップ106で、その変更した属性記述が設定された探索範囲（図13の処理フローのステップ9で設定するもの）に入るのか否かを判断して、入らないことを判断するときには、更にノードを上へ1つ辿るべくステップ102に戻る。一方、探索範囲に入ることを判断するときには、ステップ107に進んで、そのノードから決定木を辿ることで未知データの結果値を予測する。

【0091】

続いて、ステップ108で、その未知データの結果値が希望予測値となるのか否かを判断して、希望予測値とならないことを判断するときには、更にノードを上へ1つ辿るべくステップ102に戻る。

【0092】

一方、希望予測値となることを判断するときには、ステップ109に進んで、その希望予測値に到る決定木パスを辿る既知データの中から希望予測値を結果値として持つ既知データを抽出し、続くステップ110で、その抽出した既知データの一覧を出力したり、その抽出した既知データに含まれる最新の既知データを代表として出力したり、その抽出した既知データに規定の演算処理（数値属性の場合には平均値を算出し、カテゴリ属性の場合には多数決をとるといような演算処理）を施すことで求まる代表既知データを出力する。

【0093】

この出力にあたって、変更された決定木のリーフに入る既知データの結果値（決定木の性質上、大体同じ結果値になるが全て同一の結果値になるとは限らない）の中から、希望予測値となるものを求めて、その希望予測値になるものの個数と、そのリーフに入る全結果値の個数との割合で定義される確信度を求めて、それを出力することがある。

【0094】

このようにして、分析プログラム400は、図17の処理フローに従う場合には、図18に示すように、未知データが予測されたリーフから始めて、すぐ上のノードへと進み、そのノードに該当する属性を変更して予測を行うことで別のリーフへと進み、それでは希望予測値が得られない場合には、再び上のノードへと

進むということを繰り返すことで希望予測値を得るパスを特定し、そして、その特定したパスを辿る希望予測値を結果値として持つ既知データを求めて、それを分析結果として出力するように処理するのである。

【 0 0 9 5 】

図 1 9 に、図 1 3 の処理フローのステップ 1 0 で実行する予測分析処理の他の実施形態例を図示する。ここで、この予測分析処理では、予測機構 3 0 0 が図 3 に示したようなルールで構築されている場合を想定している。

【 0 0 9 6 】

分析プログラム 4 0 0 は、図 1 9 の処理フローに示す予測分析処理に入ると、先ず最初に、ステップ 1 0 0 で、既知データ・データベース 1 0 0 から読み出した既知データと、入力した分析対象の未知データと、予測機構 3 0 0 により得られた未知データの予測値（結果値の予測値）と、その予測値を変更する形で入力された希望予測値とを取り揃える。

【 0 0 9 7 】

続いて、ステップ 1 0 1 で、未知データの予測値を得たルールを参照する。続いて、ステップ 1 0 2 で、そのルールを変更できるのか否かを判断して、ルールを変更できないことを判断するときには、処理を終了し、ルールを変更できることを判断するときには、ステップ 1 0 3 に進んで、未知データの予測値を得たルールの中から変更対象とするルール個所を 1 つ選択する。

【 0 0 9 8 】

続いて、ステップ 1 0 4 で、その選択したルール個所が変更対象の属性（図 1 3 の処理フローのステップ 7 で設定するもの）に関するルールについて記述しているのか否かを判断して、変更対象の属性に関するルールについて記述していないことを判断するときには、別のルール個所を変更すべくステップ 1 0 2 に戻る。

【 0 0 9 9 】

一方、ステップ 1 0 4 で、選択したルール個所が変更対象の属性に関するルールについて記述していることを判断するときには、ステップ 1 0 5 に進んで、未知データが別のルールパスを辿ることになるようにと、そのルール個所の属性記

述を別のものに変更する。

【0100】

続いて、ステップ106で、その変更した属性記述が設定された探索範囲（図13の処理フローのステップ9で設定するもの）に入るのか否かを判断して、入らないことを判断するときには、別のルール個所を変更すべくステップ102に戻る。一方、探索範囲に入ること判断するときには、ステップ107に進んで、その変更したルールを辿ることで未知データの結果値を予測する。

【0101】

続いて、ステップ108で、その未知データの結果値が希望予測値となるのか否かを判断して、希望予測値とならないことを判断するときには、更に別のルール個所を変更すべくステップ102に戻る。

【0102】

一方、希望予測値となることを判断するときには、ステップ109に進んで、その希望予測値に到るルールパスを辿る既知データの中から希望予測値を結果値として持つ既知データを抽出し、続くステップ110で、その抽出した既知データの一覧を出力したり、その抽出した既知データに含まれる最新の既知データを代表として出力したり、その抽出した既知データに規定の演算処理（数値属性の場合には平均値を算出し、カテゴリ属性の場合には多数決をとるといような演算処理）を施すことで求まる代表既知データを出力する。

【0103】

この出力にあたって、変更されたルールの結論に入る既知データの結果値（ルールの性質上、大体同じ結果値になるが全て同一の結果値になるとは限らない）の中から、希望予測値になるものを求めて、その希望予測値になるものの個数と、その結論に入る全結果値の個数との割合で定義される確信度を求めて、それを出力することがある。

【0104】

このようにして、分析プログラム400は、図19の処理フローに従う場合には、図20に示すように、例えば、一番右端のルール個所から出発して、そのルール個所に該当する属性値を変更して予測を行い、それが希望予測値でない場合

には、次のルール個所へと進むということを繰り返すことで希望予測値を得るルールを特定し、そして、その特定したルールを辿る希望予測値を結果値として持つ既知データを求めて、それを分析結果として出力するように処理するのである。

【0105】

図21に、図13の処理フローのステップ10で実行する予測分析処理の他の実施形態例を図示する。ここで、この予測分析処理では、予測機構300が図7に示したようなニューラルネットワークで構築されている場合を想定している。

【0106】

分析プログラム400は、図21の処理フローに示す予測分析処理に入ると、まず最初に、ステップ100で、既知データ・データベース100から読み出した既知データと、入力した分析対象の未知データと、予測機構300により得られた未知データの予測値（結果値の予測値）と、その予測値を変更する形で入力された希望予測値とを取り揃える。

【0107】

続いて、ステップ101で、予測機構300を構築するニューラルネットワークに未知データの持つ属性値を入力して、Iterative Inversion 法に従うバックプロパゲーション法の学習処理を実行する。

【0108】

通常のバックプロパゲーション法の学習処理では、図8ないし図10に示したように、ニューラルネットワークの出力する予測値と希望予測値との誤差をニューラルネットワーク上を逆伝搬させることで重みを学習する処理を行うのに対して、Iterative Inversion 法に従うバックプロパゲーション法では、図22に示すように、学習済みのニューラルネットワークにおいて、ニューラルネットワークの出力する予測値と希望予測値との誤差をニューラルネットワーク上を逆伝搬させることで入力値（この場合は未知データの属性値）を学習する処理を行う。

【0109】

これから、Iterative Inversion 法に従うバックプロパゲーション法を実行すると、希望予測値を実現する未知データの持つ属性値を求めることができるよう

になる。

【0 1 1 0】

続いて、ステップ102で、変更対象の属性（図13の処理フローのステップ7で設定するもの）が設定されているのか否かを判断して、変更対象の属性が設定されている場合には、ステップ103に進んで、Iterative Inversion 法により求まる属性値変更量に従って、変更対象の属性のみの属性値を変更する。一方、変更対象の属性が設定されていない場合には、ステップ104に進んで、Iterative Inversion 法により求まる属性値変更量に従って、未知データの持つすべて属性の属性値を変更する。

【0 1 1 1】

続いて、ステップ105で、変更した属性値が設定された探索範囲（図13の処理フローのステップ9で設定するもの）に入るのか否かを判断して、入らないことを判断するときには、処理を終了し、入ることを判断するときには、ステップ106に進んで、属性値の変更された未知データの入力に応答してニューラルネットワークから出力される予測値を取得する。

【0 1 1 2】

続いて、ステップ107で、その取得した予測値が希望予測値であるのか否かを判断して、希望予測値になっていないときには、Iterative Inversion 法による学習を進めるべくステップ101に戻り、一方、希望予測値になっているときには、ステップ108に進んで、Iterative Inversion 法により変更された未知データの持つ属性値を出力する。このとき、未知データの持つ属性値そのものを出力するのではなくて、未知データの持つ本来の属性値と学習により得られた属性値との変更量を出力することがある。

【0 1 1 3】

このようにして、分析プログラム400は、図21の処理フローに示す予測分析処理を実行するときには、希望予測値が実現されることになる未知データの持つ属性値やその属性値への変更量を算出して、それを分析結果として出力するように処理するのである。

【0 1 1 4】

図 2 1 の処理フローでは、予測機構 3 0 0 が図 7 に示したようなニューラルネットワークで構築されている場合を想定しているが、「 $Y = \sum A_i \times X_i$ (X_i : 属性値, A_i : 係数, Y : 結果値)」で表されるような計算式で構築される場合には、図 2 3 に示すような逆計算法を用いて、希望予測値が実現されることになる未知データの持つ属性値やその属性値への変更量を算出することになる。

【 0 1 1 5 】

(付記 1) 属性値とそれに対応付けられる結果値との対応関係を記述する既知データを利用して、未知データの持つ属性値に対応付けられる結果値を予測する予測部と、上記予測部の予測結果を希望する予測値へと変化させるために、未知データの持つ属性値をどのように変更すればよいのかについて示す分析情報を得て、それを提示する分析部とを備えることを、特徴とする予測分析装置。

【 0 1 1 6 】

(付記 2) 付記 1 に記載される予測分析装置において、上記分析部は、上記分析情報として、希望予測値を結果値として持つとともに、未知データの持つ属性値に類似する属性値を持つ 1 つ又は複数の既知データを特定するように処理することを、特徴とする予測分析装置。

【 0 1 1 7 】

(付記 3) 付記 2 に記載される予測分析装置において、上記分析部は、各属性の示す重要度を考慮しつつ、未知データに類似する既知データを特定するように処理することを、特徴とする予測分析装置。

【 0 1 1 8 】

(付記 4) 付記 3 に記載される予測分析装置において、上記分析部は、上記重要度として、MBR 法により得られる各属性が結果値に与える影響度を用いるように処理することを、特徴とする予測分析装置。

【 0 1 1 9 】

(付記 5) 付記 3 に記載される予測分析装置において、上記分析部は、上記重要度として、構造化ニューラルネットワークの学習により得られるネットワーク重みを用いるように処理することを、特徴とする予測分析装置。

【 0 1 2 0 】

（付記 6）付記 2 ないし 5 のいずれか 1 項に記載される予測分析装置において、上記分析部は、複数の既知データを特定するときにあつて、該既知データから 1 つの既知データを選択するか、規定の演算に従つて該既知データから 1 つの既知データを算出することで、提示対象となる 1 つの既知データを決定するように処理することを、特徴とする予測分析装置。

【 0 1 2 1 】

（付記 7）付記 1 に記載される予測分析装置において、上記分析部は、上記分析情報として、希望予測値が実現されることになる未知データの持つ属性値、あるいは、該属性値への変更量を算出するように処理することを、特徴とする予測分析装置。

【 0 1 2 2 】

（付記 8）付記 7 に記載される予測分析装置において、上記分析部は、既知データにより構築される結果値を算出するためのデータ変換機能を使い、該データ変換機能を変更させることなく、未知データの結果値と希望予測値との誤差を逆伝搬させる形で学習を行うことで、希望予測値が実現されることになる未知データの持つ属性値、あるいは、該属性値への変更量を算出するように処理することを、特徴とする予測分析装置。

【 0 1 2 3 】

（付記 9）付記 1 に記載される予測分析装置において、上記分析部は、上記分析情報として、希望予測値を結果値として持つとともに、希望予測値が実現されることになる未知データの予測ルートと同一予測ルートに従う 1 つ又は複数の既知データを特定するように処理することを、特徴とする予測分析装置。

【 0 1 2 4 】

（付記 1 0）付記 9 に記載される予測分析装置において、上記分析部は、上記同一予測ルートの示す確信度についても出力するように処理することを、特徴とする予測分析装置。

【 0 1 2 5 】

（付記 1 1）付記 9 又は 1 0 に記載される予測分析装置において、上記分析部は、既知データにより構築される結果値を導出するためのアルゴリズムを使い、

未知データが希望予測値を結果値として持つことになるようにと該アルゴリズムを変更しつつ、上記同一予測ルートに従う既知データを特定するように処理することを、特徴とする予測分析装置。

【 0 1 2 6 】

（付記 1 2）付記 9 ないし 1 1 のいずれか 1 項に記載される予測分析装置において、上記分析部は、複数の既知データを特定するときにあつて、該既知データから 1 つの既知データを選択するか、規定の演算に従つて該既知データから 1 つの既知データを算出することで、提示対象となる 1 つの既知データを決定するように処理することを、特徴とする予測分析装置。

【 0 1 2 7 】

（付記 1 3）付記 1 ないし 1 2 のいずれか 1 項に記載される予測分析装置において、上記分析部は、上記分析情報を得るにあつて、分析対象となる属性を設定して、その設定した分析対象属性の属性値を使って、上記分析情報を得るように処理することを、特徴とする予測分析装置。

【 0 1 2 8 】

（付記 1 4）付記 1 3 に記載される予測分析装置において、上記分析部は、対話処理に従つて、分析対象となる属性を設定するように処理することを、特徴とする予測分析装置。

【 0 1 2 9 】

（付記 1 5）付記 1 3 に記載される予測分析装置において、上記分析部は、既知データにより算出される各属性の示す重要度に基づいて、分析対象となる属性を設定するように処理することを、特徴とする予測分析装置。

【 0 1 3 0 】

（付記 1 6）付記 1 5 に記載される予測分析装置において、上記分析部は、上記重要度として、MBR 法により得られる各属性が結果値に与える影響度を用いるように処理することを、特徴とする予測分析装置。

【 0 1 3 1 】

（付記 1 7）付記 1 5 に記載される予測分析装置において、上記分析部は、上記重要度として、構造化ニューラルネットワークの学習によつて得られるネットワー

ク重みを用いるように処理することを、特徴とする予測分析装置。

【0132】

(付記18) 付記1ないし17のいずれか1項に記載される予測分析装置において、上記分析部は、上記分析情報を得るにあたって、属性値の探索範囲を設定して、その設定した探索範囲に入ることを条件にしつつ、上記分析情報を得るように処理することを、特徴とする予測分析装置。

【0133】

(付記19) 付記1ないし18のいずれか1項に記載される予測分析装置の実現に用いられるプログラムを記録したプログラム記録媒体であって、

属性値とそれに対応付けられる結果値との対応関係を記述する既知データを利用して、未知データの持つ属性値に対応付けられる結果値を予測する処理と、

上記予測結果を希望する予測値へと変化させるために、未知データの持つ属性値をどのように変更すればよいのかについて示す分析情報を得て、それを提示する処理とをコンピュータに実行させるプログラムを記録したことを、特徴とするプログラム記録媒体。

【0134】

【発明の効果】

以上説明したように、本発明によれば、ユーザは、未知データの予測結果が得られるときにあって、その予測結果が自分の希望するものでない場合に、自分の希望する予測値を結果値として持つとともに、未知データに類似する既知データを得ることができるようになることで、予測結果を希望する予測値へと変化させるために、未知データの持つ属性値をどのように変更すればよいのかについて知ることができるようになる。

【0135】

そして、本発明によれば、ユーザは、未知データの予測結果が得られるときにあって、その予測結果が自分の希望するものでない場合に、希望予測値が実現されることになる未知データの持つ属性値やその属性値への変更量を得ることができるようになることで、予測結果を希望する予測値へと変化させるために、未知データの持つ属性値をどのように変更すればよいのかについて知ることができる

ようになる。

【 0 1 3 6 】

そして、本発明によれば、ユーザは、未知データの予測結果が得られるときにあって、その予測結果が自分の希望するものでない場合に、希望予測値を結果値として持つとともに、希望予測値が実現されることになる未知データの予測ルートと同一予測ルートに従う既知データを得ることができるようになることで、予測結果を希望する予測値へと変化させるために、未知データの持つ属性値をどのように変更すればよいのかについて知ることができるようになる。

【 0 1 3 7 】

このようにして、本発明によれば、ユーザは、未知データの予測結果が得られるときにあって、その予測結果が自分の希望するものでない場合に、予測結果を希望する予測値へと変化させるために、未知データの持つ属性値をどのように変更すればよいのかについて知ることができるようになる。

【図面の簡単な説明】

【図 1】

本発明の概要構成図である。

【図 2】

決定木の説明図である。

【図 3】

ルールの説明図である。

【図 4】

本発明の一実施形態例である。

【図 5】

既知データ／未知データの説明図である。

【図 6】

M B R の説明図である。

【図 7】

ニューラルネットワークの説明図である。

【図 8】

バックプロパゲーション法の説明図である。

【図 9】

バックプロパゲーション法の説明図である。

【図 1 0】

バックプロパゲーション法の説明図である。

【図 1 1】

成長側抑制型のバックプロパゲーション法の説明図である。

【図 1 2】

構造化ニューラルネットワークの説明図である。

【図 1 3】

分析プログラムの実行する全体的な処理についての処理フローである。

【図 1 4】

変更属性の設定処理の説明図である。

【図 1 5】

予測分析処理の一実施形態例である。

【図 1 6】

予測分析処理の他の実施形態例である。

【図 1 7】

予測分析処理の他の実施形態例である。

【図 1 8】

予測分析処理の説明図である。

【図 1 9】

予測分析処理の他の実施形態例である。

【図 2 0】

予測分析処理の説明図である。

【図 2 1】

予測分析処理の他の実施形態例である。

【図 2 2】

Iterative Inversion 法の説明図である。

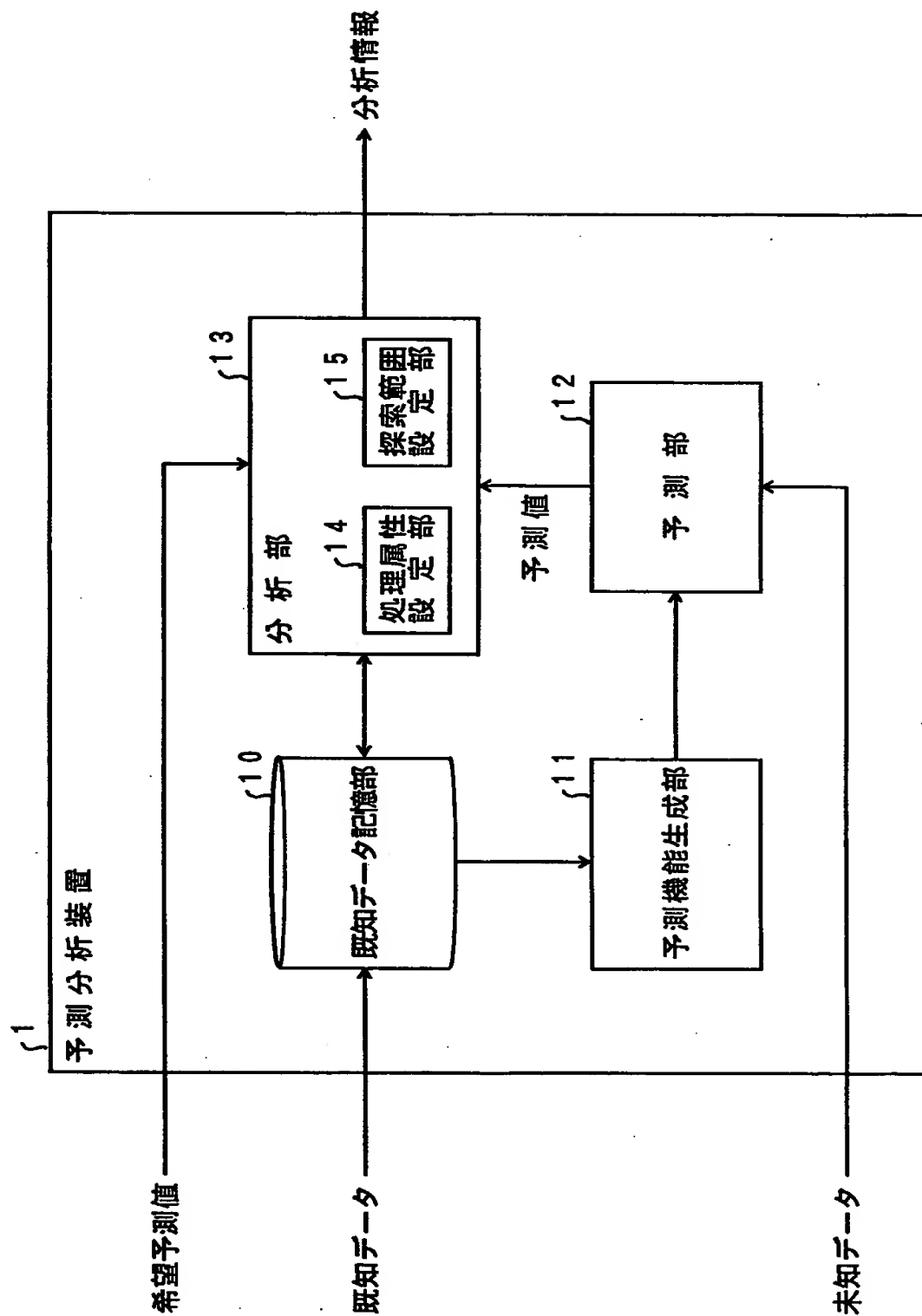
【図 2 3】

逆計算法の説明図である。

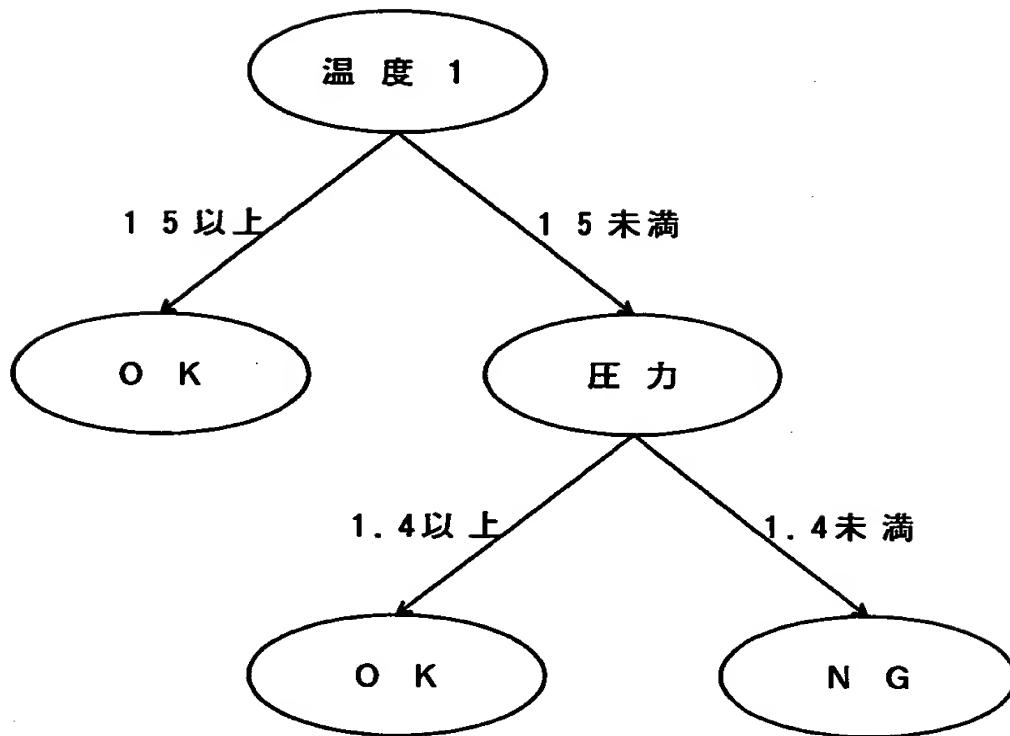
【符号の説明】

- 1 予測分析装置
- 1 0 既知データ記憶部
- 1 1 予測機能生成部
- 1 2 予測部
- 1 3 分析部
- 1 4 処理属性設定部
- 1 5 探索範囲設定部

【書類名】 図面
【図1】



【図2】



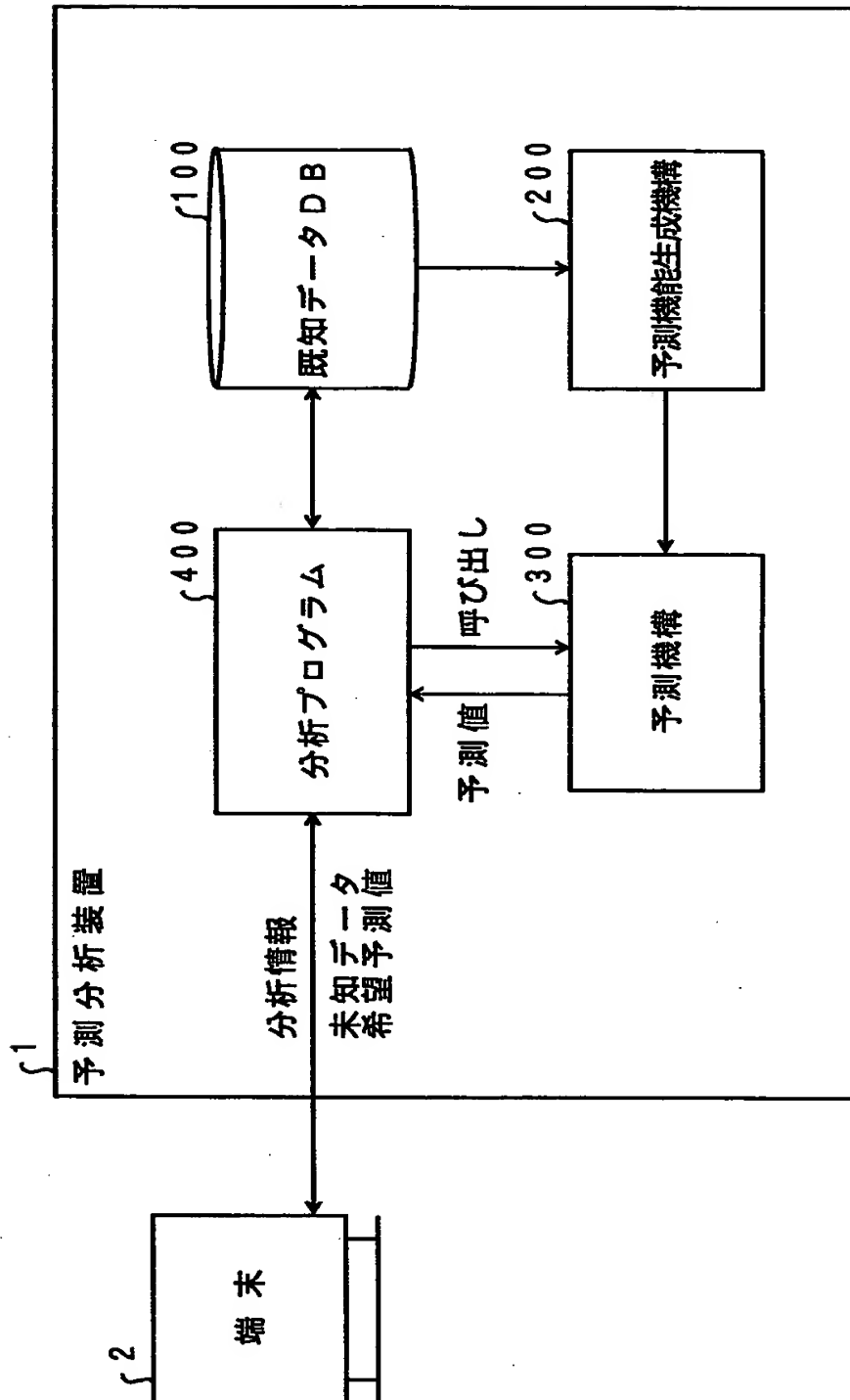
【図3】

〔温度 $1 \geq 1.5$ 〕 \rightarrow O K

〔温度 $1 < 1.5$ 〕 \wedge 〔圧力 < 1.4 〕 \rightarrow N G

〔温度 $1 < 1.5$ 〕 \wedge 〔圧力 ≥ 1.4 〕 \rightarrow O K

【図4】



【図 5】

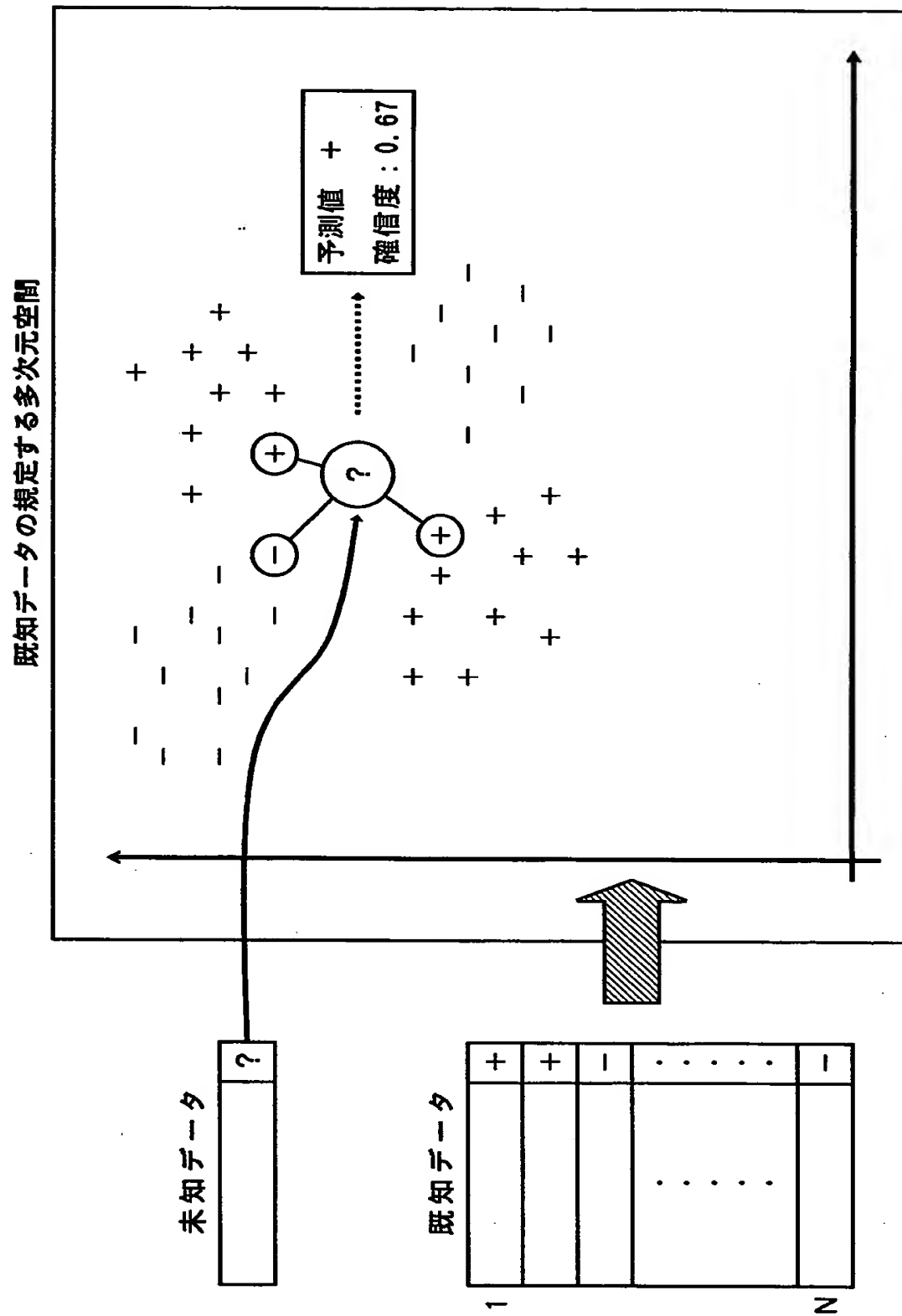
	温度 1	温度 2	圧 力	・ ・ ・ ・ ・	結 果
No.1	15. 3	10. 4	2. 0	・ ・ ・ ・ ・	O K
No.2	13. 6	11. 5	1. 3	・ ・ ・ ・ ・	N G
No.3	14. 9	8. 2	1. 5	・ ・ ・ ・ ・	O K
・	・	・	・	・	・
・	・	・	・	・	・
・	・	・	・	・	・
・	・	・	・	・	・

(a)

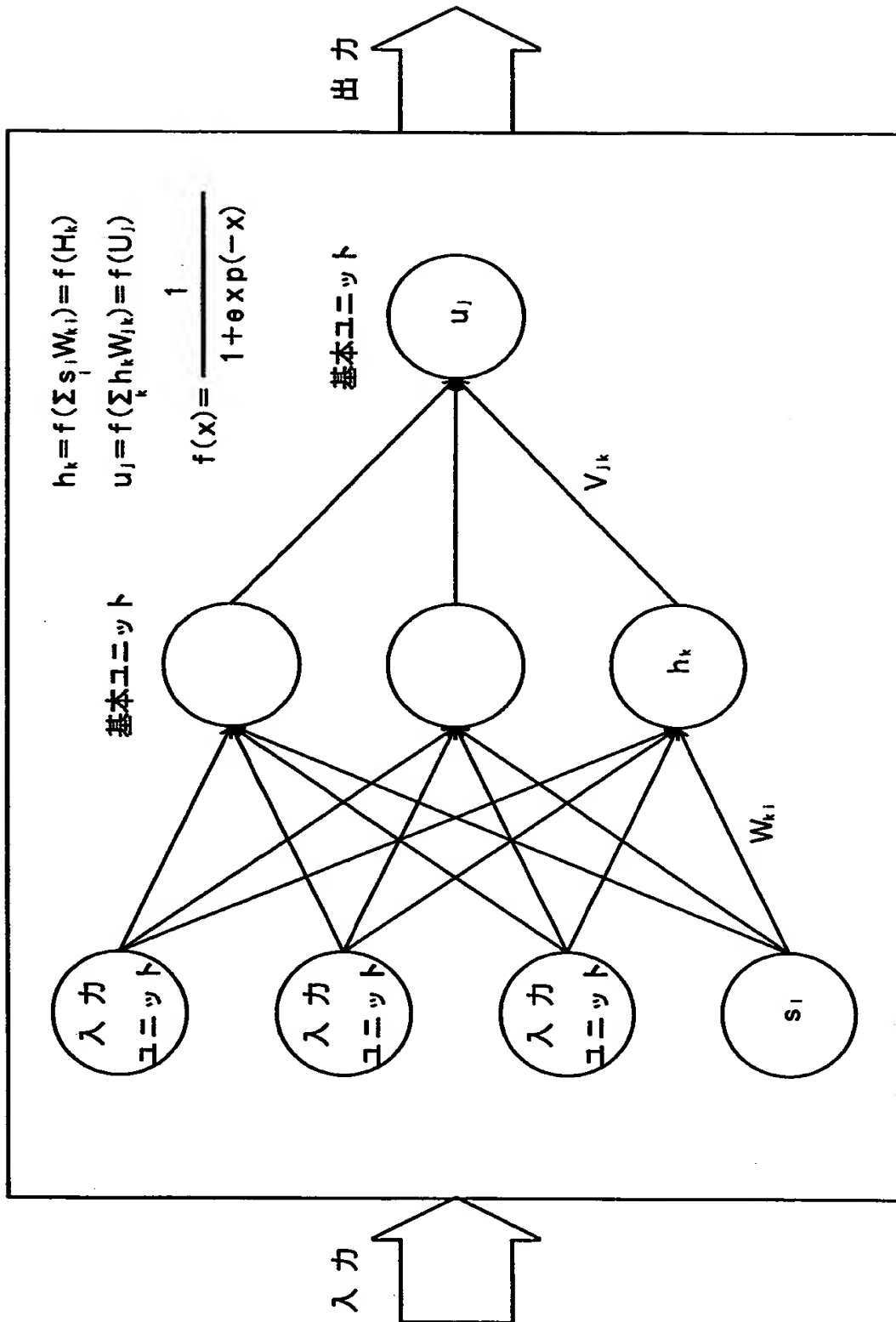
	温度 1	温度 2	圧 力	・ ・ ・ ・ ・	結 果
No.101	13. 8	8. 9	1. 9	・ ・ ・ ・ ・	?
No.102	17. 1	12. 3	2. 2	・ ・ ・ ・ ・	?
・	・	・	・	・	・
・	・	・	・	・	・
・	・	・	・	・	・
・	・	・	・	・	・

(b)

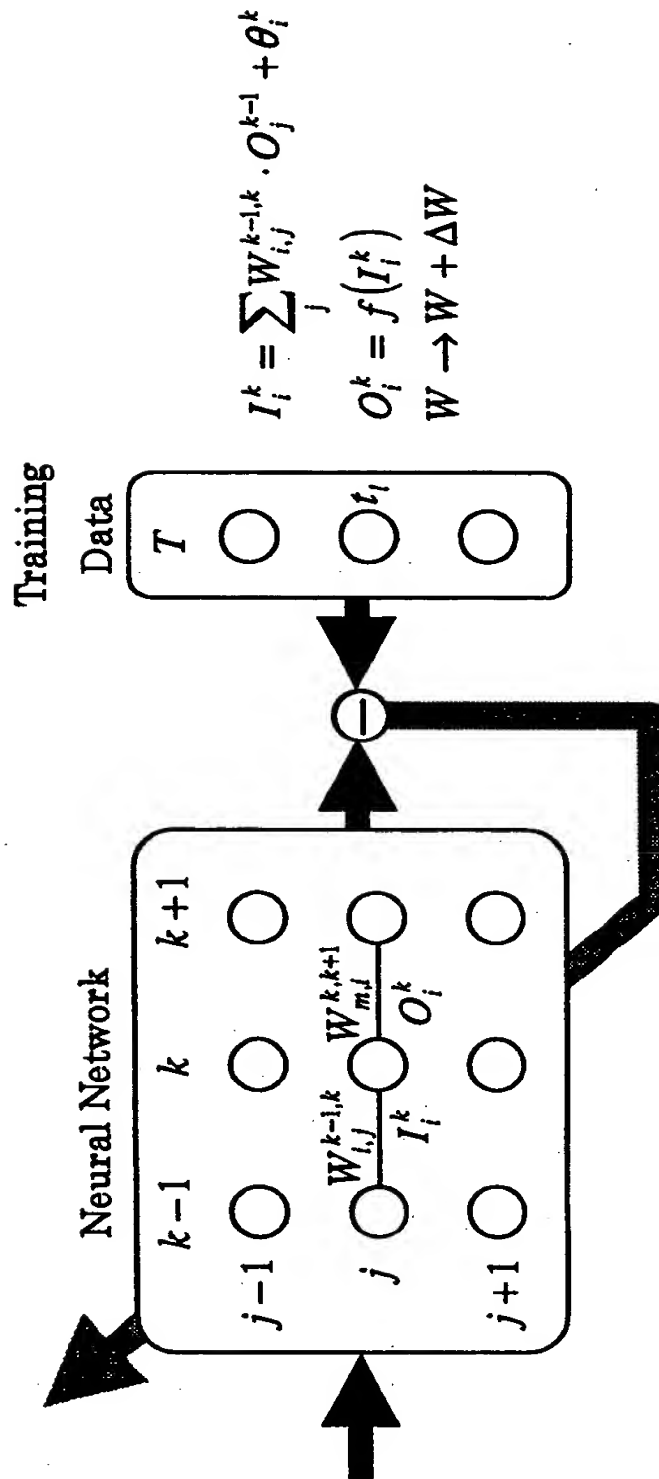
【図6】



【図 7】



【図 8】



$W_{i,j}^{k-1,k}$: (k-1)層のjユニットとk層のiユニットとの間の重み

$W_{m,i}^{k,k+1}$: k層のiユニットと(k+1)層のmユニットとの間の重み

【図 9】

$$\begin{aligned}
\Delta W_{i,j}^{k-1,k} &= \varepsilon \left[-\frac{\partial R}{\partial W_{i,j}^{k-1,k}} \right] \\
&= \varepsilon \left[-\frac{\partial R}{\partial I_i^k} \cdot \frac{\partial I_i^k}{\partial W_{i,j}^{k-1,k}} \right] \\
&= \varepsilon \left[-\frac{\partial R}{\partial I_i^k} \right] \cdot O_j^{k-1} \\
&= \varepsilon \cdot \delta_i^k \cdot O_j^{k-1}
\end{aligned}
\qquad
\begin{aligned}
\Delta \theta_{i,j}^{k-1,k} &= \varepsilon \left[-\frac{\partial R}{\partial \theta_{i,j}^{k-1,k}} \right] \\
&= \varepsilon \left[-\frac{\partial R}{\partial I_i^k} \cdot \frac{\partial I_i^k}{\partial \theta_{i,j}^{k-1,k}} \right] \\
&= \varepsilon \left[-\frac{\partial R}{\partial I_i^k} \right] \\
&= \varepsilon \cdot \delta_i^k
\end{aligned}$$

(a)

* $k = n$ (最終段) の場合

$$\begin{aligned}
R &= \frac{1}{2} \sum_i (t_i - O_i^n)^2 \\
\delta_i^n &= -\frac{\partial R}{\partial I_i^n} \\
&= -\frac{\partial R}{\partial O_i^n} \cdot \frac{\partial O_i^n}{\partial I_i^n} \\
&= (t_i - O_i^n) f'(I_i^n)
\end{aligned}$$

* $k \neq n$ の場合

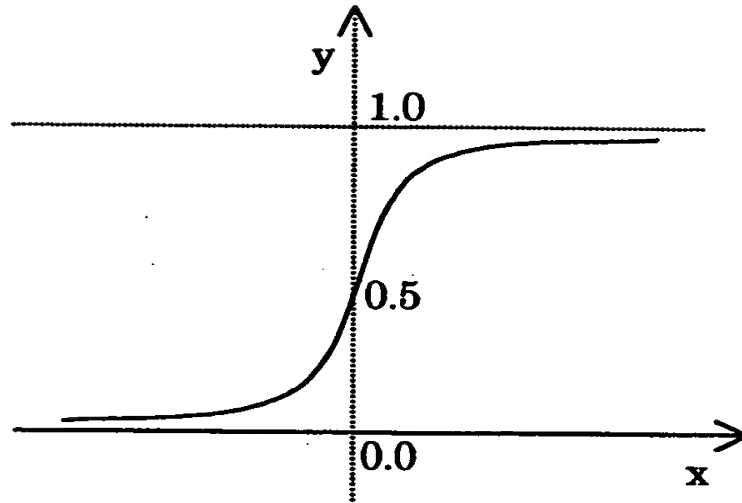
$$\begin{aligned}
\delta_i^k &= -\frac{\partial R}{\partial I_i^k} \\
&= -\sum_m \frac{\partial R}{\partial I_m^{k+1}} \cdot \frac{\partial I_m^{k+1}}{\partial O_i^k} \cdot \frac{\partial O_i^k}{\partial I_i^k} \\
&= -\sum_m \frac{\partial R}{\partial I_m^{k+1}} \cdot W_{m,i}^{k,k+1} \cdot f'(I_i^k) \\
&= \sum_m \delta_m^{k+1} W_{m,i}^{k,k+1} f'(I_i^k)
\end{aligned}$$

(b)

$$\begin{aligned}
\Delta W_{i,j}^{k-1,k}(n) &= \varepsilon \cdot \delta_i^k \cdot O_j^{k-1} + \alpha \cdot \Delta W_{i,j}^{k-1,k}(n-1) \\
\Delta \theta_{i,j}^{k-1,k}(n) &= \varepsilon \cdot \delta_i^k + \alpha \cdot \Delta \theta_{i,j}^{k-1,k}(n-1)
\end{aligned}$$

(c)

【図 1 0】



$$f(x) = \frac{1}{1 + \exp(-x)}$$

$$\frac{df(x)}{dx} = f'(x) = f(x) \cdot \{1 - f(x)\}$$

$$\delta_i^n = (t_i - o_i^n) \cdot o_i^n \cdot (1 - o_i^n)$$

$$\delta_i^k = \sum_m \delta_m^{k+1} \cdot w_{m,i}^{k,k+1} \cdot o_i^k \cdot (1 - o_i^k)$$

【図 11】

$$\Delta W_{i,j}^{k-1,k}(n) = \varepsilon \cdot \delta_i^k \cdot O_j^{k-1} + \alpha \cdot \Delta W_{i,j}^{k-1,k}(n-1) + S$$

$$\Delta \theta_{i,j}^{k-1,k}(n) = \varepsilon \cdot \delta_i^k + \alpha \cdot \Delta \theta_{i,j}^{k-1,k}(n-1) + S$$

$$S = -s \cdot \frac{1}{m} \operatorname{sgn}(W_{i,j}^{k-1,k}(n)) \cdot \left\{ \sum_{i=1}^m |W_{i,j}^{k-1,k}(n)| + |\theta_{i,j}^{k-1,k}(n)| \right\}$$

S: 成長側抑制項

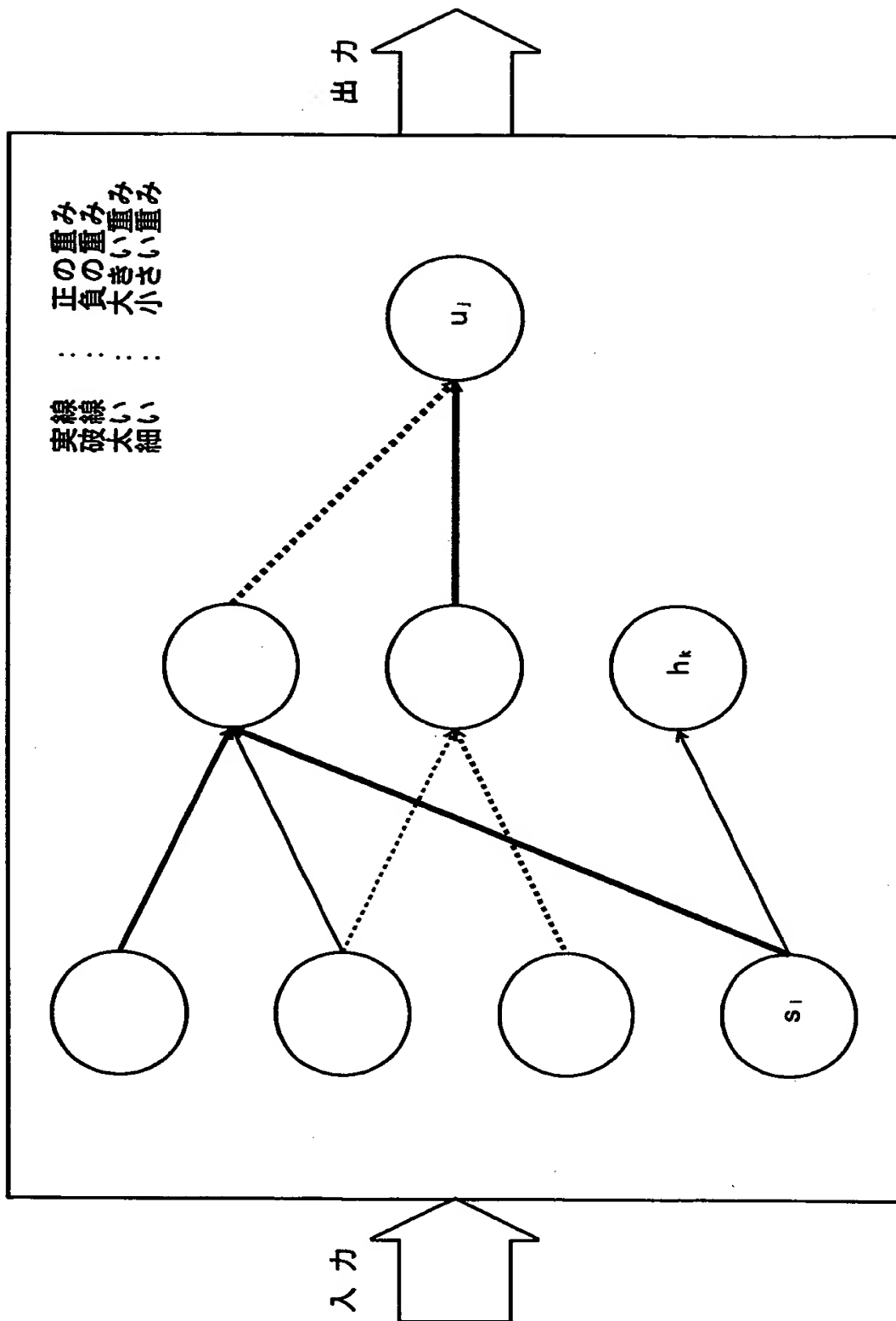
s : 成長側抑制係数

m : k-1 層のユニット数

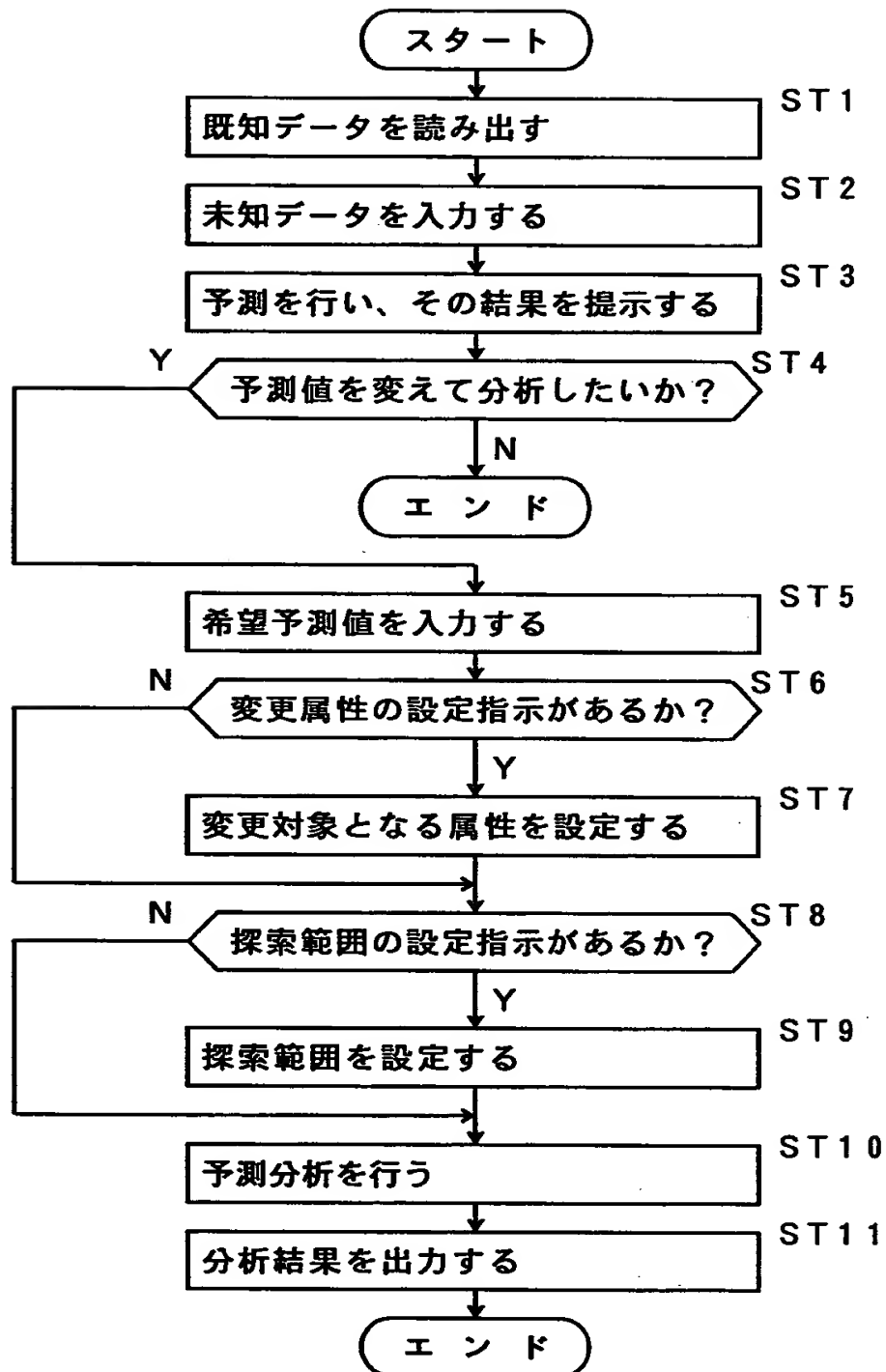
W, θ : 重み, しきい値

$\operatorname{sgn}(x)$: $x < 0$ のとき -1, $x = 0$ のとき 0, $x > 0$ のとき +1 の値をとる関数

【図12】



【図13】



【図 1 4】

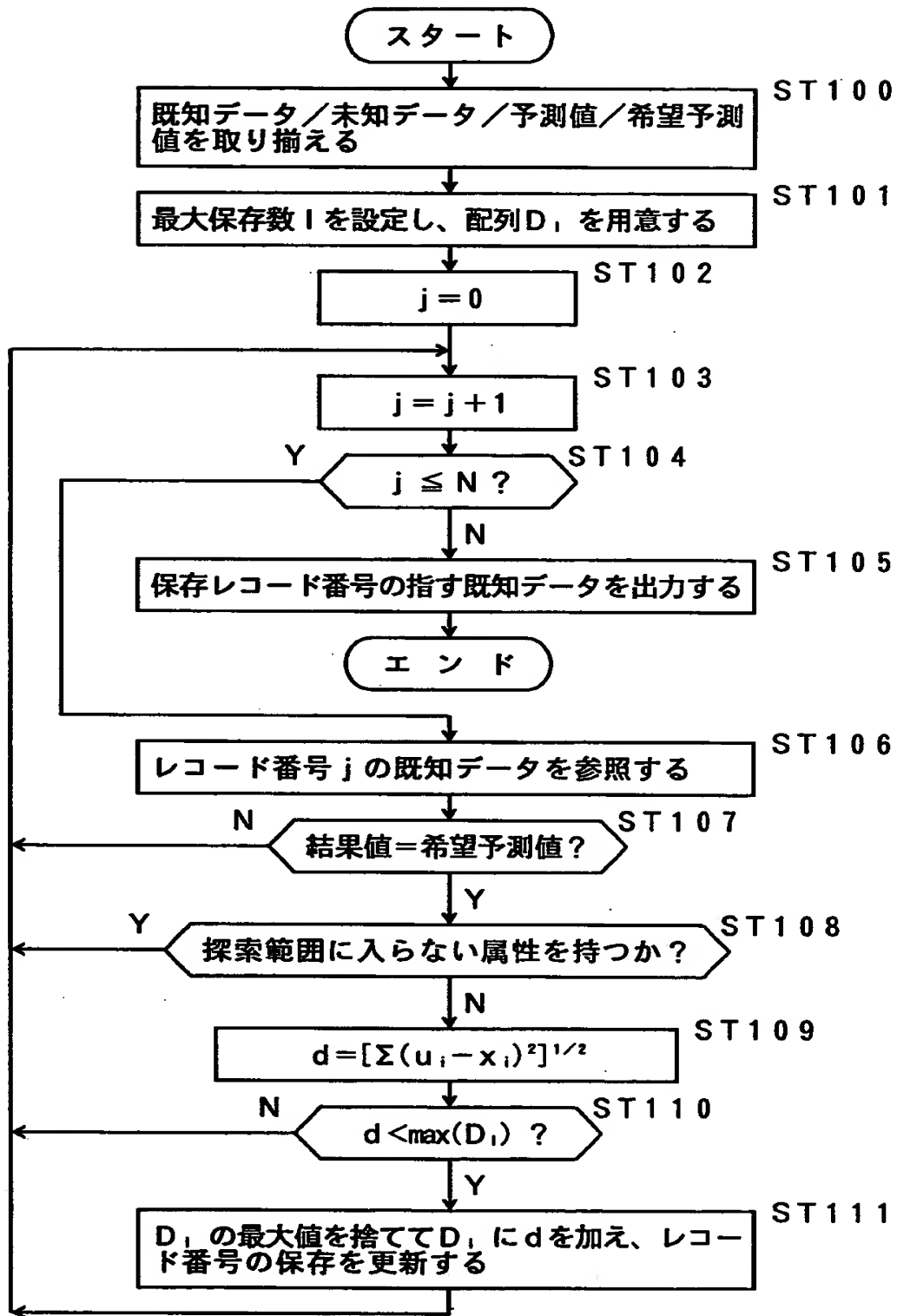
変更印	変更	固定	変更	・ ・ ・ ・ ・	・ ・ ・ ・ ・	結果
	温度 1	温度 2	圧力	・ ・ ・ ・ ・	・ ・ ・ ・ ・	
No. 101	13. 8	8. 9	1. 9	・ ・ ・ ・ ・	・ ・ ・ ・ ・	?

(a)

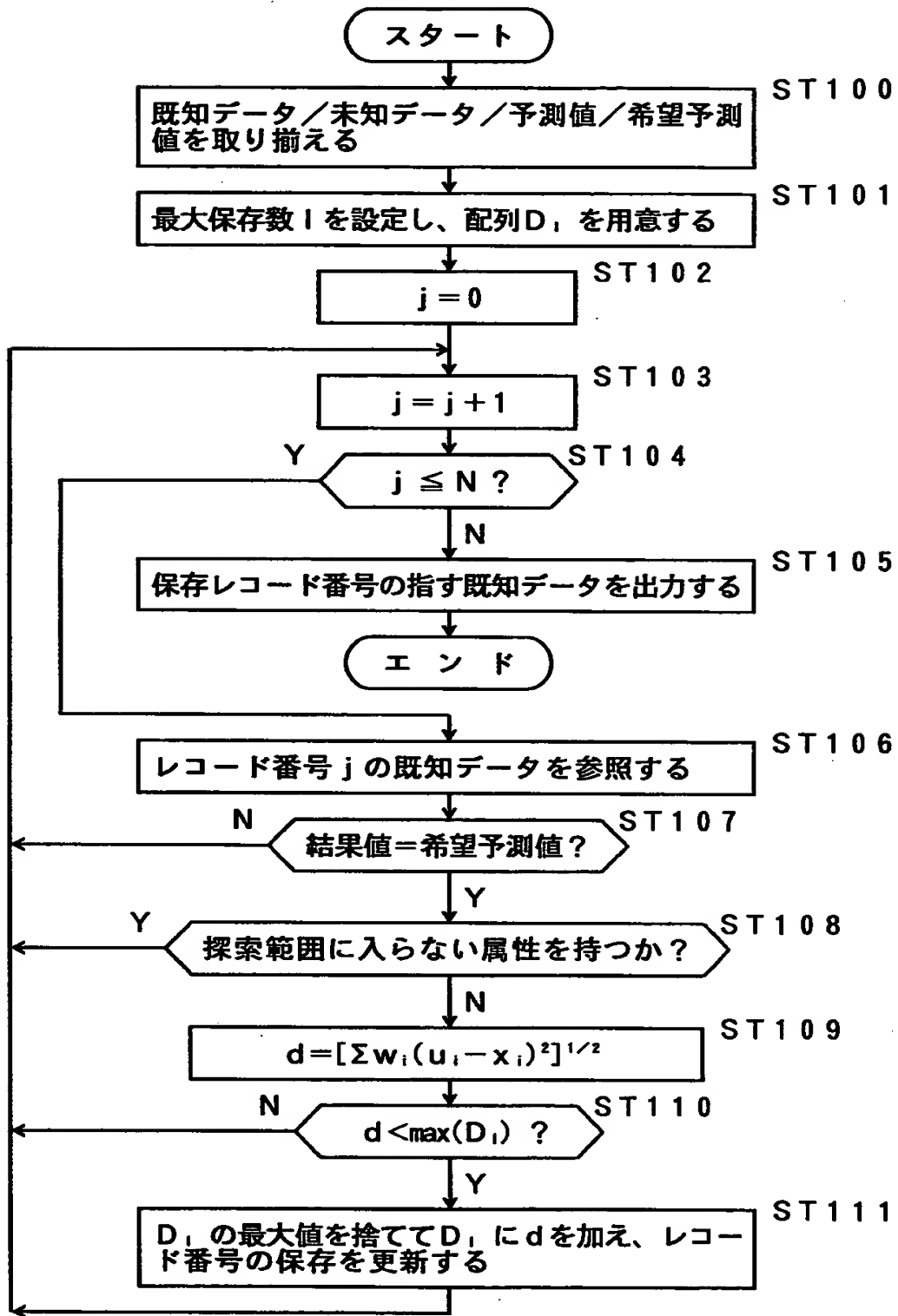
変更印	変更	固定	変更	・ ・ ・ ・ ・	・ ・ ・ ・ ・	結果
最大値	20. 0	—	2. 5	・ ・ ・ ・ ・	・ ・ ・ ・ ・	
最小値	10. 0	—	1. 0	・ ・ ・ ・ ・	・ ・ ・ ・ ・	
	温度 1	温度 2	圧力	・ ・ ・ ・ ・	・ ・ ・ ・ ・	
No. 101	13. 8	8. 9	1. 9	・ ・ ・ ・ ・	・ ・ ・ ・ ・	?

(b)

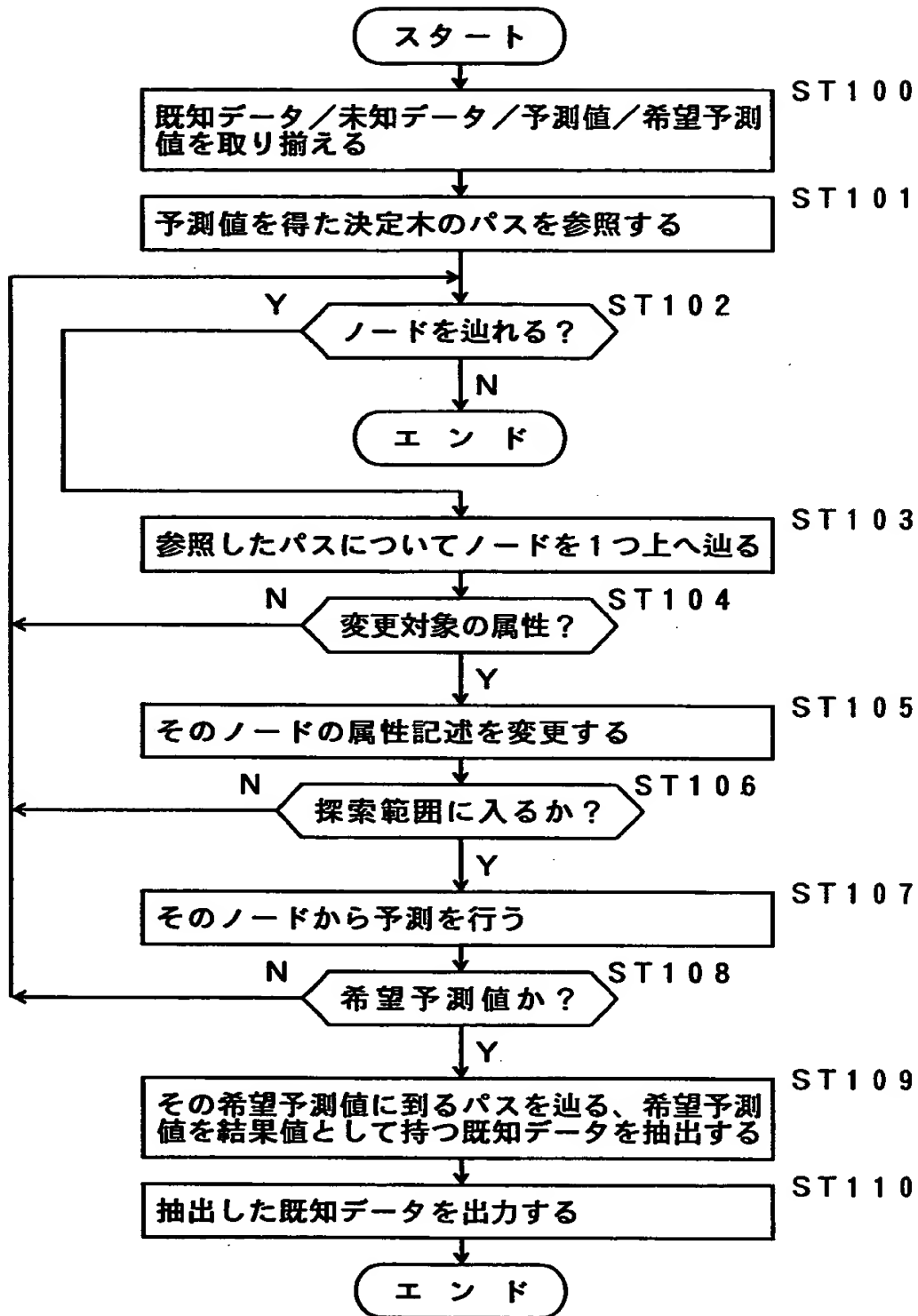
【図15】



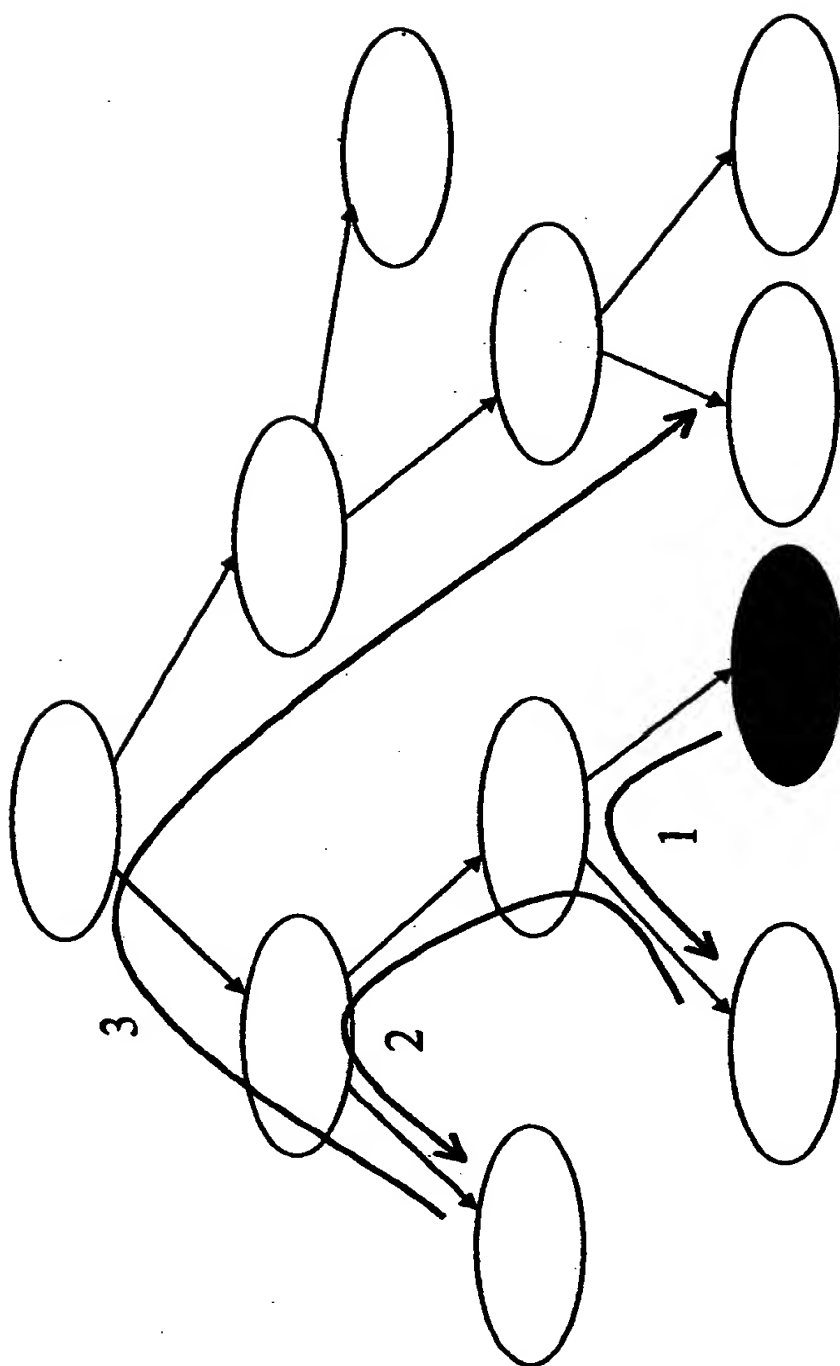
【図16】



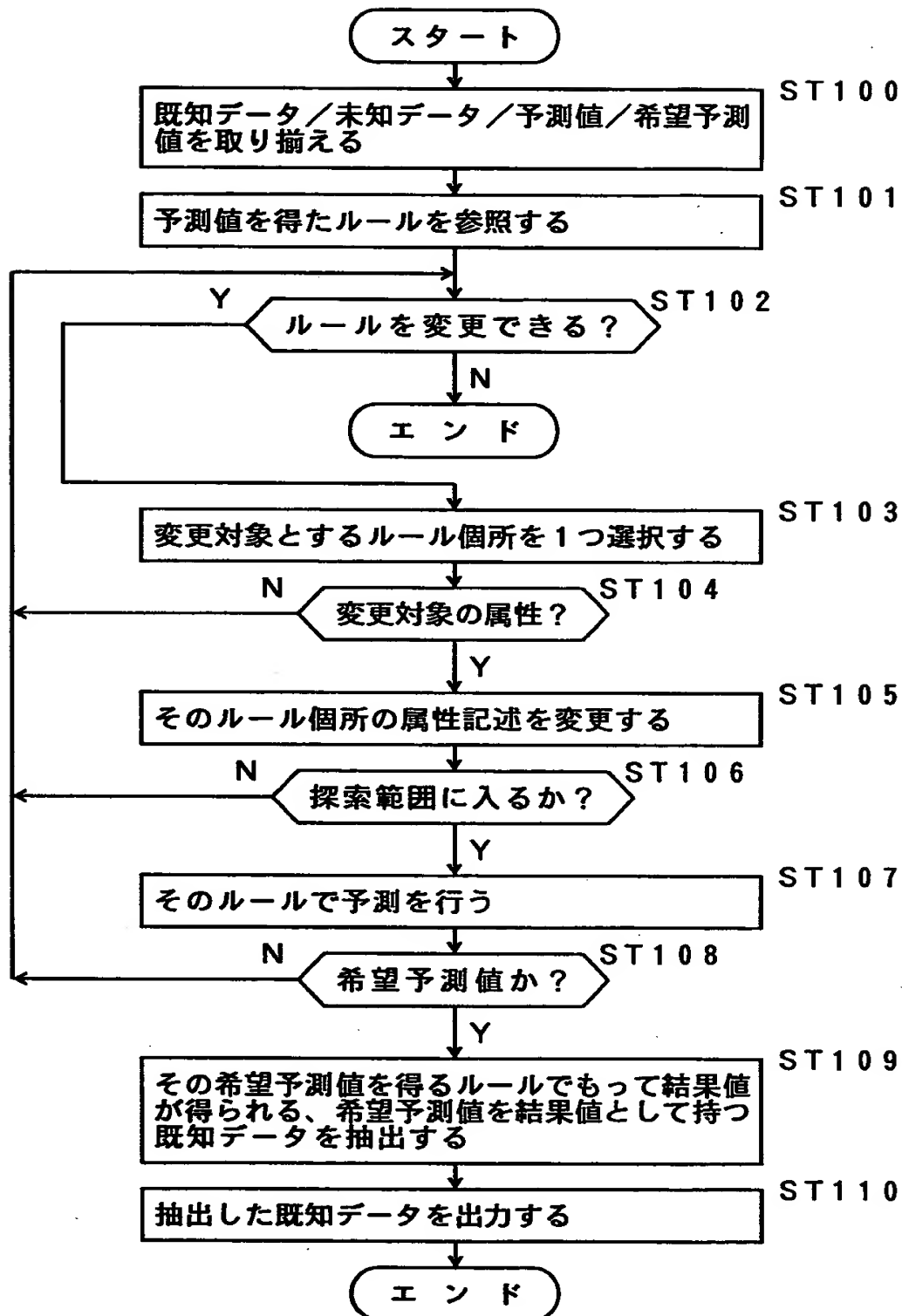
【図17】



【図 18】



【図19】



【図 20】

$[A < 15] \wedge [B \geq 1.4] \wedge [C \geq 10] \wedge [D \geq 3] \rightarrow \text{NG}$

希望予測値 = OK



ルール変更

$[A < 15] \wedge [B \geq 1.4] \wedge [C \geq 10] \wedge [D < 3] \rightarrow \text{OK?}$

希望予測値でない



ルール変更

$[A < 15] \wedge [B \geq 1.4] \wedge [C < 10] \rightarrow \text{OK?}$

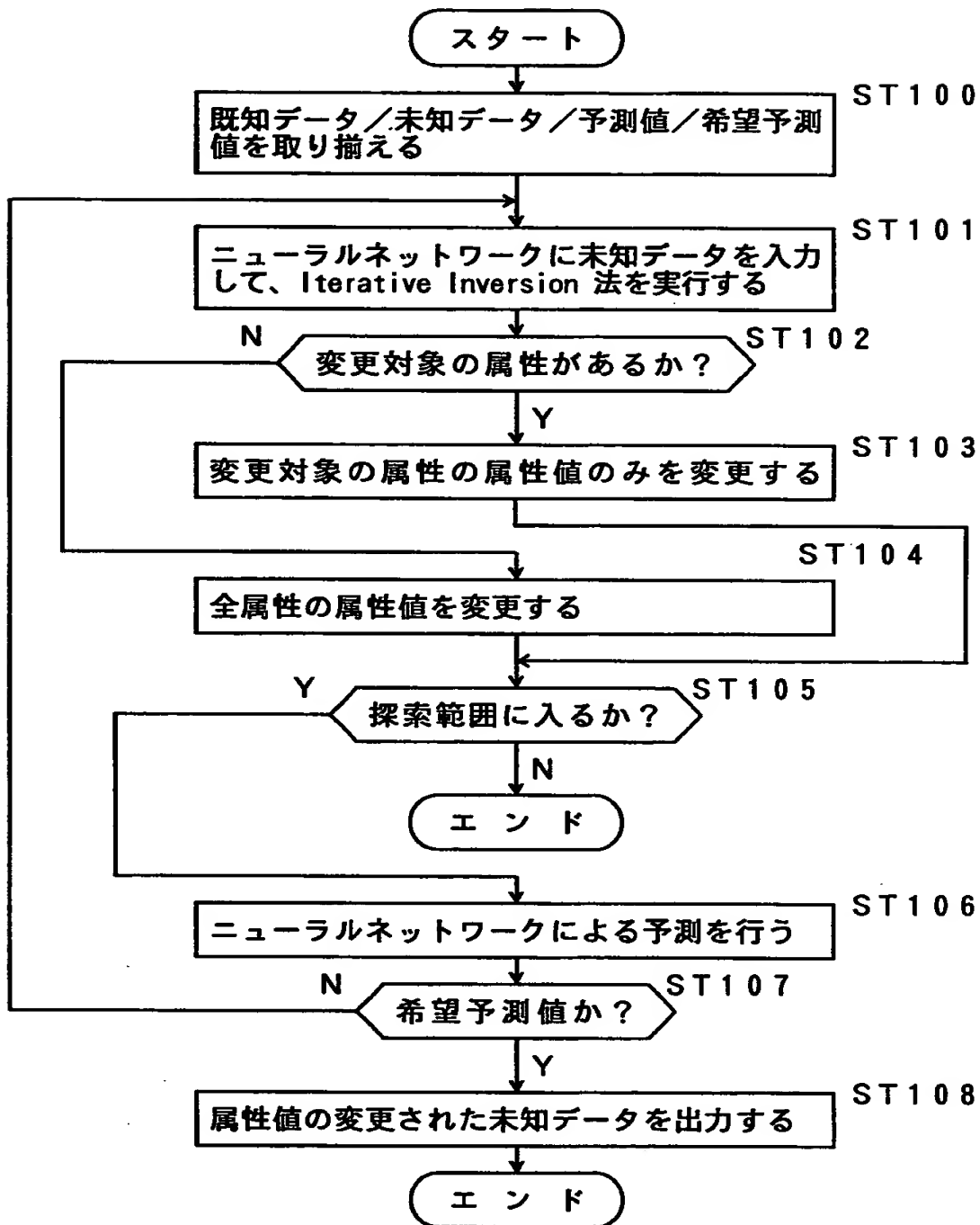
希望予測値でない



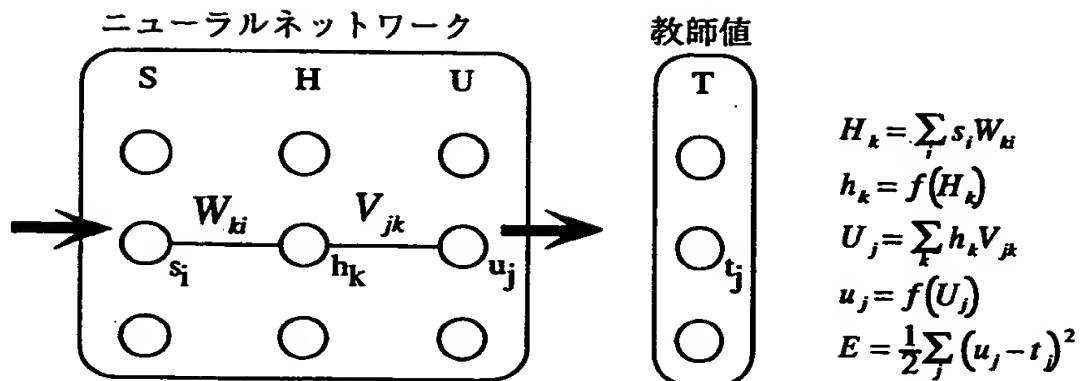
ルール変更

$[A < 15] \wedge [B < 1.4] \rightarrow \text{OK?}$

【図 21】



【図 22】



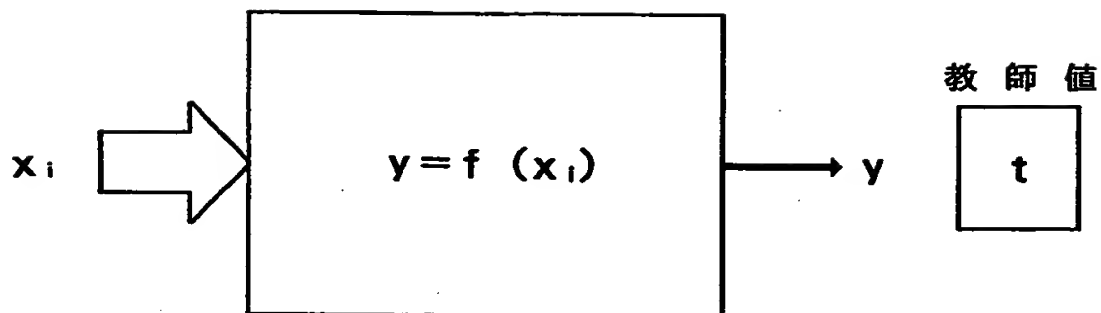
$$s_i \rightarrow s_i + \Delta s_i$$

$$\Delta s_i = \epsilon \left[-\frac{\partial E}{\partial s_i} \right] = \epsilon \left[\sum_j (t_j - u_j) \frac{\partial u_j}{\partial s_i} \right]$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial u_j}{\partial s_i} &= \frac{df(U_j)}{dU_j} \frac{\partial U_j}{\partial s_i} \\ &= f'(U_j) \frac{\partial \left(\sum_k h_k V_{jk} \right)}{\partial s_i} \\ &= f'(U_j) \sum_k V_{jk} \frac{\partial h_k}{\partial s_i} \\ &= f'(U_j) \sum_k V_{jk} \frac{df(H_k)}{dH_k} \frac{\partial H_k}{\partial s_i} \\ &= f'(U_j) \sum_k V_{jk} f'(H_k) W_{ki} \end{aligned}$$

$$\Delta s_i = \epsilon \left[\sum_j (t_j - u_j) f'(U_j) \sum_k V_{jk} f'(H_k) W_{ki} \right]$$

【図23】



$$E = \frac{1}{2} (y - t)^2$$

$$y = f(x_i) = \sum_i A_i \cdot x_i$$

$$x_i \rightarrow x_i + \Delta x_i$$

$$\Delta x_i = \varepsilon \left[-\frac{\partial E}{\partial x_i} \right] = \varepsilon \left[(t - y) \cdot \frac{\partial y}{\partial x_i} \right]$$

$$\frac{\partial y}{\partial x_i} = \frac{\partial f(x_i)}{\partial x_i} = \frac{\partial \sum_i A_i \cdot x_i}{\partial x_i} = A_i$$

$$\therefore \Delta x_i = \varepsilon [(t - y) \cdot A_i]$$

【書類名】 要約書

【要約】

【課題】 本発明は、既知データを用いて未知データの予測を行うときにあって、予測結果を希望する結果へと変更するためには、どうしたら良いのかということについて提示する機能を実現する予測分析装置の提供を目的とする。

【解決手段】 ①希望予測値を結果値として持つ未知データに類似する既知データを特定したり、②既知データにより構築される結果値を算出するためのデータ変換機能を使い、結果値と希望予測値との誤差を逆伝搬させる形で学習を行うことで、希望予測値が実現される未知データの属性値を算出したり、③既知データにより構築される結果値を導出するためのアルゴリズムを使い、未知データが希望予測値を結果値として持つことになるようにとそのアルゴリズムを変更することで、希望予測値を結果値として持つとともに、未知データの予測ルートと同一予測ルートに従う既知データを特定して、それをユーザに提示する。

【選択図】 図 1

7

出 願 人 履 歴 情 報

識別番号 [000005223]

1. 変更年月日 1996年 3月26日

[変更理由] 住所変更

住 所 神奈川県川崎市中原区上小田中4丁目1番1号

氏 名 富士通株式会社